

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет біомедичної інженерії

Кафедра біомедичної інженерії

«На правах рукопису»
УДК 616-008

До захисту допущено:
В.о. Завідувач кафедри
_____ В.В. Шликов
«__» _____ 2020 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-науковою програмою «Медична інженерія»

зі спеціальності 163 «Біомедична інженерія»

**на тему: «Система для неінвазивного вимірювання рівня глюкози в
крові людини»**

Виконав (-ла):

студент (-ка) VI курсу, групи БМ-91мп

Кондратенко Наталія Олександрівна _____

Керівник:

к.т.н., ст. викладач Делавар Касмаї Мохаммад _____

Рецензент:

проф., д.пед.н. Вихляєв Юрій Миколайович _____

Нормоконтролер:

інженер 1 категорії Андреев Петро Іванович _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент (-ка) _____

Київ – 2020 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Факультет біомедичної інженерії

Кафедра біомедичної інженерії

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 163 «Біомедична інженерія»

Освітньо-наукова програма «Медична інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. Завідувач кафедри

_____ В.В. Шликов

« ____ » _____ 2020 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Кондратенко Наталія Олександрівна**

1. Тема дисертації «Система для неінвазивного вимірювання рівня глюкози в крові людини», науковий керівник дисертації Делафар Касмаї Мохаммад, к.т.н., ст. викладач, затверджені наказом по університету від «11» листопада 2020 р. №3282-с.
2. Термін подання студентом дисертації 11 грудня 2020 р.
3. Об'єкт дослідження: аудіозаписи людей хворих на цукровий діабет при різних рівнях глюкози в крові.
4. Предмет дослідження: залежність спектральної характеристики голосу від рівня глюкози в крові людини.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: аналіз літературних джерел; аналіз вимог та проектування; вибір обладнання та методів аналізу; збір, фільтрування і сортування даних; первинний аналіз даних; вибір методу машинного навчання; проведення машинного навчання; перевірка функціональності системи; розробка стартап проекту.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: дисертація включає в себе 31 ілюстрацію та 22 слайди презентації.

7. Орієнтовний перелік публікацій: XVIII Міжнародна науково-технічна конференція «Приладобудування: Стан і перспективи» Мау 15, 2019 – Мау 16, 2019.

8. Дата видачі завдання 26 жовтня 2020 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Аналіз літературних джерел	01.09.2020	
2	Аналіз вимог та проектування	25.09.2020	
3	Підготовка до збору даних	05.10.2020	
4	Збір та сортування даних	20.11.2020	
5	Первинний аналіз даних	19.10.2020	
6	Вибір алгоритму машинного навчання	26.10.2020	
7	Машинне навчання	23.11.2020	
8	Перевірка якості системи моніторингу	25.11.2020	
9	Оформлення розділу «Стартап проект»	30.11.2020	
10	Оформлення МД	04.12.2020	
11	Отримання рецензії та відгуку	11.12.2020	
12	Здача роботи на нормоконтроль	11.12.2020	
13	Подання пакету документів по МД до захисту ЕК	11.12.2020	
14	Захист МД	21.12.2020	

Студент

Кондратенко Наталія

Науковий керівник

Делавар Касмаї Мохаммад

АНОТАЦІЯ

Обсяг пояснювальної записки становить 74 сторінки, міститься 31 ілюстрацію, 17 таблицю. Загалом опрацьовано 20 джерел.

Актуальність: Для ефективного лікування цукрового діабету, потрібен регулярний, а бажано безперервний аналіз рівня цукру в крові пацієнта. Для такого аналізу частіше всього використовуються глюкометри і монітори рівня цукру. Перший прилад дає дискретне значення, непридатне для ефективного лікування, а другий – хоча дає якісні неперервні значення, але як і перший є інвазивним.

Можливість визначати рівень глюкози в крові хворих на цукровий діабет без інвазивного втручання, є перспективним направленням.

Мета: Знайти закономірність між рівнем глюкози в крові і голосовим спектром; побудувати модель для визначення рівня глюкози в крові людини.

Завдання: Аналіз вимог; Проектування; Вибір обладнання та методів аналізу; Збір даних; Фільтрування і сортування даних; Первинний аналіз даних; Вибір методу машинного навчання; Побудова моделі; Створення стартап проекту.

Ключові слова: рівень глюкози, спектр голосу, діапазон частот, цукровий діабет.

ABSTRACT

The volume of the explanatory note is 74 pages, contains 31 illustrations, 17 tables. In total, 20 sources were processed.

Actuality: To effectively treat diabetes mellitus, a regular, and preferably continuous, blood sugar test is required. For this analysis, blood glucose meters and blood sugar monitors are most often used. The first device gives a discrete value, unsuitable for effective treatment, and the second - although it gives qualitative continuous values, but like the first one is invasive.

The ability to determine the blood glucose level of diabetic patients without invasive intervention is a promising direction.

Aim: To find a pattern between blood glucose level and vocal range; build a model to determine human blood glucose levels.

Objective: Analysis of requirements; Design; Selection of equipment and methods of analysis; Data collection; Filtering and sorting data; Primary data analysis; Selection of machine learning method; Building a model; Create a startup project.

Keywords: glucose level, voice spectrum, frequency range, diabetes.

ЗМІСТ

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	8
ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА	11
1.1 Ритмічність/неритмічність звуку	11
1.2 Характеристики голосового апарату при зміні рівня глюкози у крові людини.....	11
Висновки до розділу 1	13
РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ ВИМОГ, ПРОЕКТУВАННЯ ТА ПІДГОТОВКА ДО ЗБОРУ ДАНИХ.....	14
2.1 Аналіз вимог	14
2.1.1 Найменування програмного продукту	14
2.1.2 Призначення і область застосування	14
2.1.3 Вимоги до програмного продукту.....	14
2.1.4. Умови експлуатації.....	16
2.2 Проектування.....	17
2.2.1. USE Case діаграма.....	17
2.2.2. Діаграма дій	18
2.2.3. Блок-схема основного модулю програмного продукту	19
2.3 Підготовка до збору даних	20
2.3.1 Вибір мікрофона.....	20
2.3.2 Вибір програмного забезпечення	21
2.3.3 Підбір фрази	21
2.3.4 Визначення обсягу вибірки.....	22
Висновки до розділу 2	23
РОЗДІЛ 3 ЗБІР, СОРТУВАННЯ І ПЕРВИННИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ.....	25
3.1 Збір і сортування даних	25
3.2 Первинний аналіз даних.....	25
Висновки до розділу 3	35
РОЗДІЛ 4 МАШИННЕ НАВЧАННЯ.....	36
4.1. Характеристики системи з алгоритмом машинного навчання.....	36

4.1.1 Вибір методу машинного навчання	36
4.1.2 З'ясування типу даних	44
4.1.3 Особливості даних	44
4.2 Проведення машинного(глибинного) навчання	45
4.2.1 Імпорт бібліотек	45
4.2.2 Побудова форми хвилі аудіофайлу	47
4.2.3 Встановлення міток	48
4.2.4 Отримання функцій аудіо файлів за допомогою librosa	49
4.2.5 Поділ даних на тест та навчання, вибір моделі для побудови	51
4.2.6 Модель CNN	51
4.2.7 Збереження моделі	53
4.3 Перевірка якості роботи моделі	53
4.3.1 Прогнозування рівня глюкози на даних тесту	53
4.3.2 Перевірка моделі на новому записі	56
Висновки до розділу 4	57
РОЗДІЛ 5 СТАРТАП ПРОЕКТ	58
5.2 Ключові види діяльності проекту	61
5.3 Ціннісні пропозиції та споживачі	62
5.4 Взаємовідносини зі споживачем та канали збуту	65
Висновки до розділу 5	69
ВИСНОВКИ	70
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	72

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

МД – магістерська дисертація

ЕК – екзаменаційна комісія

ЦД – цукровий діабет

ГА – голосовий апарат

ГС – голосові складки

ШІ – штучний інтелект

ОС – операційна система

ВСТУП

Для ефективного лікування ЦД, потрібен регулярний, а бажано безперервний аналіз рівня цукру в крові пацієнта. Для такого аналізу частіше всього використовуються глюкометри і монітори рівня цукру. Перший прилад дає дискретне значення, непридатне для ефективного лікування, а другий – хоча дає якісні неперервні значення, але як і перший є інвазивним.

Глюкоза робить свій вплив на голос і, може бути побічно виміряна там, де її концентрація найбільш виражена циркуляцією крові в біологічній тканини, а саме, в м'язах ГА. Непрямі вимірювання можна здійснити тестуванням характеристик голосу людини і отримувати тотожні числові параметри його голосу. На основі статистичного аналізу було виявлено, що зі збільшенням рівня глюкози в крові людини пропорційно збільшується коефіцієнт пружності м'язів ГС і падає їх еластичність[1]. Зазначена закономірність дозволяє визначати рівень глюкози в крові щодо змін біофізичних характеристик м'язів в системі частотних коливань ГА «м'язи-складки».

Для знаходження закономірності між рівнем глюкози в крові і голосовим спектром, потрібно виділити параметри які більше всього реагують на зміну глюкози і визначити коефіцієнт кореляції. Також невідомо який стан голосових зв'язок може відобразити залежність (на піку чи в момент релаксації).

Подальший розвиток даної теми дає можливість створити додаток чи портативний прилад, який зможе неінвазивно аналізувати рівень глюкози у крові людини. Майбутній додаток може замінити існуючі прилади, з такою ж функцією.

Тема МД: Система для неінвазивного визначення рівня глюкози в крові людини.

Мета МД: знаходження закономірності між рівнем глюкози в крові і голосовим спектром та створення системи, що визначатиме рівень глюкози в крові на основі знайденої закономірності.

Задачі МД:

1. Аналіз літературних джерел.
2. Аналіз вимог та проектування.
3. Вибір обладнання та методів аналізу.
4. Збір, фільтрування і сортування даних.
5. Первинний аналіз даних.
6. Вибір методу машинного навчання.
7. Проведення машинного навчання.
8. Перевірка функціональності системи.
9. Розробка стартап проекту.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Ритмічність/неритмічність звуку

Голос – сукупність звуків, що видаються людиною за допомогою ГА, продукт його діяльності. До одного із основних акустичних параметрів звуку належать ритмічність/неритмічність [2].

Ритмічність/неритмічність звуку. Коливання, які утворюють звук, можуть бути ритмічними, (періодичними) за яких наступне коливання дорівнює попередньому. Ритмічні коливання утворюються вібрацією голосових зв'язок і називаються тонами. Існують і неритмічні (неперіодичні) звукові коливання, за яких наступне коливання не дорівнює попередньому. Такі вібрації утворюються в надгортанних порожнинах під час подолання перешкоди повітряним струменем і називаються шумами. Чисто тональними звуками є голосні, а чисто шумними — глухі приголосні. Шум разом із тоном наявний при вимові дзвінких (переважає шум) та сонорних приголосних (переважає тон). Під час артикуляції тональних звуків їх висота майже не змінюється, а при вимові шумних — змінюється.

1.2 Характеристики голосового апарату при зміні рівня глюкози у крові людини

Вібруючі ГС порушують повітряний потік, так що генеруються акустичні хвилі, які розповсюджуються уздовж голосового тракту, з якого невелика частина звукової енергії випромінюється з рота або ніздрів. М'язи

гортані використовуються для позиціонування ГС, вони відводять або подовжують і вкорочують їх. Загалом, власні частоти голосової складки залежать як від геометрії ГС, включаючи довжину, глибину і товщину, так і від умов жорсткості і напруги ГС. Більш короткі ГС мають тенденцію мати високі власні частоти. В цілому, вплив жорсткості на власні частоти ГС є більш домінуючим, ніж напруга, коли голосова складка злегка подовжена або вкорочена, при цьому напруга є невеликою або навіть негативною. У міру того, як голосова складка стає більш подовженою, а напруга збільшується, жорсткість і напруга стають однаково важливими для впливу на власні частоти голосової складки. Не тільки пози і зміни довжини ГС впливають на акустичні властивості голосу, але і їх морфологія також є важливим фактором, що визначає голосовий вихід. Клітинна і безклітинна морфологія ГС визначає їх в'язкопружні властивості і, отже, мають вирішальне значення для визначення того, як тканина реагує на зміни повітряного потоку, пози і напруги.

Акустично якість мовлення пов'язана зі спектральною амплітудою і формою гармонійних і шумових компонентів джерела голосу і їх тимчасовими варіаціями. Регулярні вібрації ГС спостерігалися для типових умов жорсткості ГС, нерегулярні вібрації ГС (наприклад, субгармонічні або хаотичні вібрації) спостерігалися, коли жорсткість покривного шару була значно знижена при збереженні того ж субглоттального тиску.

Глюкоза робить свій вплив на голос і, може бути побічно виміряна там, де її концентрація найбільш виражена циркуляцією крові в біологічній тканині, а саме, в м'язах ГА. Непрямі вимірювання можна здійснити тестуванням характеристик голосу людини і отримувати тотожні числові параметри його голосу. На основі статистичного аналізу було виявлено, що зі збільшенням рівня глюкози в крові людини пропорційно збільшується коефіцієнт пружності м'язів ГС і падає їх еластичність[1]. Зазначена

закономірність дозволяє визначати рівень глюкози в крові щодо змін біофізичних характеристик м'язів в системі частотних коливань ГА «м'язи-складки».

При зменшенні рівня глюкози в крові людини коефіцієнт пружності ГС зменшується, а еластичність збільшується, з'являються додаткові коливання (тремтіння) голосу.

У задачі визначення цукру в крові по голосу людини, резонанс служить індикатором властивостей, властивих ГА, що дозволяє виявляти дуже слабкі коливання сили звуку на частотах в заданих або пошукових діапазонах. На властивості резонансу засновані загальні методи дослідження властивостей біологічної тканини живого організму. Резонансним методом можна виявити багато властивостей біологічної тканини, наприклад, вміст цукру, алкоголю, нікотину та інших активних хімічних речовин в крові.

Висновки до розділу 1

Представлені у першому розділі теорія дає обґрунтування можливості вимірювати рівень глюкози в крові людини на основі аналізу її голосу. Основуючись представленою теорією, краще всього аналізувати голос людини, коли відбувається вібрація ГС.

РОЗДІЛ 2

АНАЛІЗ ВИМОГ, ПРОЕКТУВАННЯ ТА ПІДГОТОВКА ДО ЗБОРУ ДАНИХ

2.1 Аналіз вимог

2.1.1 Найменування програмного продукту

Найменування програмного продукту: «Nicht-Invasiv» або скорочено «NI».

2.1.2 Призначення і область застосування

Програмний продукт призначений для:

1. Числового представлення рівня цукру в крові пацієнтів хворих на ЦД за допомогою спектрального аналізу голосу.
2. Ведення щоденника терапії цукрознижувальними препаратами та харчування.
3. Імпортування даних лікарю, який зможе провести аналіз терапії хворого і надіслати звіт.

2.1.3 Вимоги до програмного продукту

Вимоги до функціональних характеристик. Програмний продукт повинен забезпечувати можливість виконання перерахованих нижче функцій:

- виведення рівня цукру в крові пацієнта на засадах спектрального аналізу голосу;
- введення даних по терапії цукрознижувальними препаратами та харчуванню;
- запис даних у БД;
- імпортування даних.

Вимоги до надійності. Вимоги до забезпечення надійного функціонування програмного продукту.

Надійне (стійке) функціонування програмного продукту має бути забезпечене виконанням замовником сукупності організаційно-технічних заходів, перелік яких наведено нижче:

- а) організацією безперебійного живлення технічних засобів;
- б) використанням ліцензійного програмного забезпечення;
- в) відсутністю сторонніх або шкідливих програм, що можуть привести до непрацездатності даної програми.

Час відновлення після відмови, викликаного збоєм електроживлення технічних засобів (іншими зовнішніми чинниками), не фатальним збоєм (не крахом) операційної системи, не повинно перевищувати 10-ти хвилин за умови дотримання умов експлуатації технічних і програмних засобів.

Час відновлення після відмови, викликаного несправністю технічних засобів, фатальним збоєм (крахом) операційної системи, не повинно перевищувати часу, необхідного на усунення несправностей технічних засобів і переустановлення програмних засобів.

Відмови через некоректні дії користувачів системи. Відмови програмного продукту унаслідок некоректних дій користувача при взаємодії з програмним продуктом через GUI-інтерфейс неприпустимі.

2.1.4. Умови експлуатації

Кліматичні умови експлуатації, при яких повинні забезпечуватися задані характеристики, повинні задовольняти вимогам, що пред'являються до технічних засобів в частині умов їх експлуатації.

Вимоги до кваліфікації та чисельності персоналу. Мінімальна кількість персоналу, необхідного для забезпечення роботи продукту, має становити не менше 3 штатних одиниць – системний адміністратор, лікар і кінцевий користувач програмного продукту (оператор). Системний адміністратор повинен мати вищу профільну освіту та сертифікати компанії-виробника операційної системи. У перелік завдань, що виконуються системним адміністратором, повинні входити:

- а) завдання підтримки працездатності технічних засобів;
- б) завдання установки (інсталяції) і підтримки працездатності системних програмних засобів – операційної системи;
- в) завдання установки (інсталяції) програмного продукту.

У перелік завдань, що виконуються лікарем, повинні входити:

- а) аналіз даних надісланих від користувача;
- б) формування звіту з рекомендаціями по лікуванню користувачу;
- в) надсилення звіту.

Вимоги до інформаційної та програмної сумісності. Вимоги до інформаційних структур і методів розв'язання:

Додаткові вимоги не пред'являються.

Вимоги до вихідних кодів та мов програмування:

Додаткові вимоги не пред'являються.

Вимоги до програмних засобів, які використовуються для програмного продукту:

Системні програмні засоби, що використовуються програмного продукту, повинні бути представлені ліцензійною локалізованою версією операційної системи Windows 7 (або пізнішої версії) або Android 9.0 (або пізнішої версії).

Вимоги до захисту інформації та програмного продукту:

Вимоги до захисту інформації та програмного продукту не пред'являються.

2.2 Проектування

2.2.1 USE Case діаграма

Діаграма варіантів використання зображена на Рис.2.1.

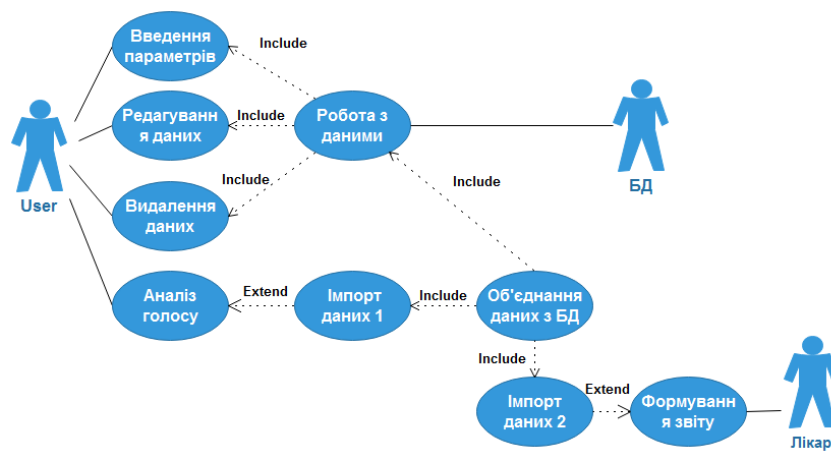


Рис.2.1 USE Case діаграма

Дана діаграма демонструє функціональність системи, її елементи та види зв'язків між ними.

2.2.2 Діаграма дій

На Рис.2.2 зображено діаграму дії. На ній зображено схему роботи ПП.

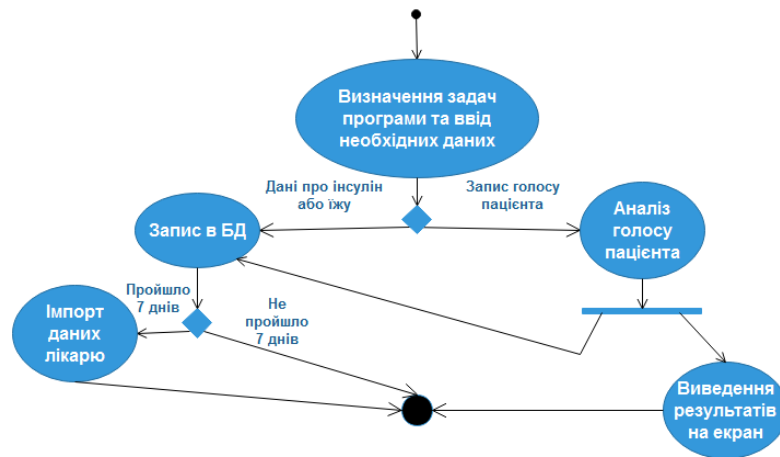


Рис.2.2 Діаграма дій

1. Початок роботи.
2. Визначення задач програми та ввід необхідних даних.
3. В залежності від даних ПП або аналізує голос пацієнта або записує дані в БД.
 - після аналізу голосу, відбувається одночасно запис проаналізованих даних в БД і виведення результатів на екран;
 - після запису даних в БД, якщо пройшло 7 днів з останнього імпортування даних, то дані імпортуються лікарю, якщо ні – то програма закінчує роботу.

2.2.3 Блок-схема основного модулю програмного продукту

Блок-схема модулів програмного продукту, який є з'єднуючою ланкою інших модулів, здійснює всю роботу продукту, показана на Рис.2.3.

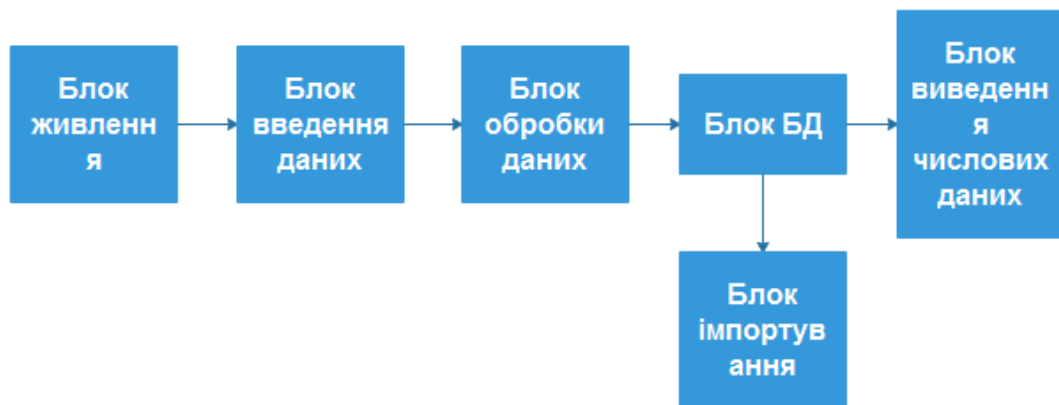


Рис.2.3 Блок-схема основного модулю ПП

Блок-схема основного модулю ПП має блок живлення, на основі якого функціонує ПП. Присутній блок введення даних, з яким працює напряму пацієнт і лікар. Блок обробки даних представляє собою нейромережу, яка обробляє введені дані. Блок бази даних зберігає в собі все, що вводиться пацієнтом і лікарем в прилад. Блок імпортування надсилає лікарю дані від пацієнта, а пацієнту звіт від лікаря. Блок виведення, пацієнту на екрані демонструє результати аналізу.

2.3 Підготовка до збору даних

2.3.1 Вибір мікрофона

Для проведення дослідження було вибрано конденсаторний мікрофон моделі – SF-666. Основний принцип роботи конденсаторного мікрофона – конвертація звукової енергії, в електричну енергію із-за зміни електроємності. Завдяки малій масі діафрагми конденсаторного мікрофона, він точніше захоплює звуковий фронт [5]. Також конденсаторні мікрофони мають найширший діапазон частот і найшвидший відгук до транзистора [5]. Крім цього конденсаторні мікрофони є найбільш чутливими і тихими [5].

В таблиці 2.1 представлена специфікація вибраного мікрофону.

Таблиця 2.1 Специфікація

Чутливість	-30dB±3
Спрямованість	шумозаглушення
Імпеданс	≤2.2kΩ
Робоча напруга	1.5V
Стандартна робоча напруга	1.5V
Частотна характеристика	50Hz – 16kHz
Співвідношення сигнал/шум	Більше ніж 36dB

Специфікація вибраного мікрофону відповідає висунутим вимогам.

2.3.2 Вибір програмного забезпечення

Для поставленої задачі, від ПЗ не потрібен великий спектр можливостей. Достатньо можливості запису звуку, його редагування, проведення спектрального аналізу, оцифрування даних та збереження отриманого запису у форматі mp3, а даних спектрального аналізу у форматі txt.

Для цих потреб ідеального підійшов Audacity 2.4.2.

2.3.3 Підбір фрази

Для якісного аналізу, потрібно підібрати фразу, що вимовлятиме досліджуваний. При вимові цієї фрази, повинні працювати на максимумі ГС і зв'язки. Для голосних звуків характерне звукоутворення, зумовлене вібрацією ГС і вільним проходженням повітря через ротову порожнину. Вимовляючи приголосні звуки більше задіяються інші частини ГА, що додають шуми у звучання.

Голосні звуки є чисто тональними, а приголосні – можуть бути переважно тональними, переважно шумовими або чисто шумовими. Тому для експерименту були вибрані, як основні звуки, чисто тональні([а], [е], [и], [і], [о], [у]) і переважно тональні([в], [м], [н], [н'], [л], [л'], [р], [р'], [й]). Було вибрано фразу «Ми контролюємо свій цукор», в якій задіяно більшість необхідних звуків і майже не задіяні переважно шумові і чисто шумові звуки.

2.3.4 Визначення обсягу вибірки

Перед початком збору даних потрібно визначитися з обсягом вибірки, необхідної для проведення якісного аналізу. Існує 5 методів визначення обсягу вибірки:

- довільний метод розрахунку – обсяг вибірки визначається у величині 5-10% від генеральної сукупності;
- метод розрахунку за допомогою номограм – обсяг вибірки визначається за допомогою спеціально створених графіків;
- емпіричний метод – розмір вибірки вважається достатнім, коли введення нових даних створюють незначні зміни в уже зібрані результати досліджень;
- витратний – розмір вибірки визначається відповідно до суми витрат, що планували витратити на дослідження;
- і статистичний методи – розмір вибірки визначається за спеціальною статистичною формулою [11].

У нашому випадку підійшли б емпіричний і статистичний методи. Оскільки дані, які збираються, доволі специфічні. Тобто дуже складно влаштувати умови необхідні для отримання конкретного результату. Тому гарантувати отримання n -ї розрахованої вибірки, при дотриманні всіх умов жорстких графіків, неможливо. Тому при визначенні розміру навчальної вибірки, будемо використовувати обидва методи розрахунку.

Спочатку розрахуємо розмір вибірки за статистичною формулою і будемо надіятися, що по закінченню етапу по збору даних, буде вибірка у повному розрахованому об'ємі.

Для отримання відповіді статистичним методом, розрахуємо величину навчальної вибірки (формула 1):

$$n = \frac{t^2 \sigma^2 N}{N \Delta_{\text{доп}}^2 + t^2 \sigma^2}, \quad (1)$$

де

t – нормоване відхилення, яке визначається виходячи з обраного рівня довірливості. При вибраному рівні довірливості 0.95, нормоване відхилення – 1.96;

σ – знайдена варіація для вибірки. Вибрана максимальна 0.5;

N – обсяг генеральної сукупності. Для первинного аналізу, визначена 280. Для аналізу за допомогою алгоритму машинного навчання – 840;

$\Delta_{\text{доп}}$ – припустима межа похибки. Виберемо $\pm 3\%$.

При мінімальній допустимій межі похибки, потрібна вибірка із 221 запису, для первинного аналізу і 470 – для аналізу за допомогою алгоритму машинного навчання.

Якщо, по закінченню етапу по збору даних, вибірка буде не у повному обсязі, то розмір вибірки визначатиметься емпіричним методом.

Висновки до розділу 2

Системний аналіз і проектування програмного продукту було проведено для подальшого вибору методів аналізу даних і моделі для машинного навчання. В ході системного аналізу та аналізу вимог було виявлено основні вимоги до функціонування програмного продукту. В ході виконання проектування програмного продукту були створені діаграми та блок-схема програмного продукту, які приводитимуться в реалізацію на етапі кодування.

Оскільки для адекватного аналізу, основне – якісний збір даних. То для цього етапу було вибрано оптимальний по ціні/якості мікрофон з можливістю шумозаглушення. Вибрано ПЗ, що має весь необхідний функціонал. Підібрано фразу, що говоритимуть піддослідні. Дана фраза вибрана з врахуванням анатомії і фізіології ГА. І останнім етапом підготовки до збору даних було визначення обсягу вибірки.

РОЗДІЛ 3

ЗБІР, СОРТУВАННЯ І ПЕРВИННИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ

3.1 Збір і сортування даних

Дані, необхідні для первинного аналізу, записувалися за допомогою конденсаторного мікрофону із шумоподавляючою здатністю. Збереження даних відбувалося у трьох форматах:

- запис голосу у форматі .mp3;
- графічне представлення спектрального аналізу голосу, зі співвідношенням частоти (Гц) до рівня (дБ), у форматі .png;
- числове представлення спектрального аналізу голосу у форматі .txt.

3.2 Первинний аналіз даних

Первинний аналіз проводився на 77-ми спектрах голосу, в кожному із яких налічується 511 числових відповідностей (Рівень(дБ) до Частота(Гц)). Частота звуку, що аналізувалася знаходиться на проміжку від 43Гц до 22006Гц.

На основі цих даних підтверджувалася залежність між спектром голосу і рівнем глюкози в крові і знаходився діапазон частот, на яких краще всього ця залежність проявляється.

Першим кроком, за допомогою функції «ТЕНДЕНЦИЯ», проводився розрахунок прогнозованого рівня глюкози в крові на різних проміжках частот. На Рис.3.1 - 3.9 зображені графіки співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при різних проміжках частот.

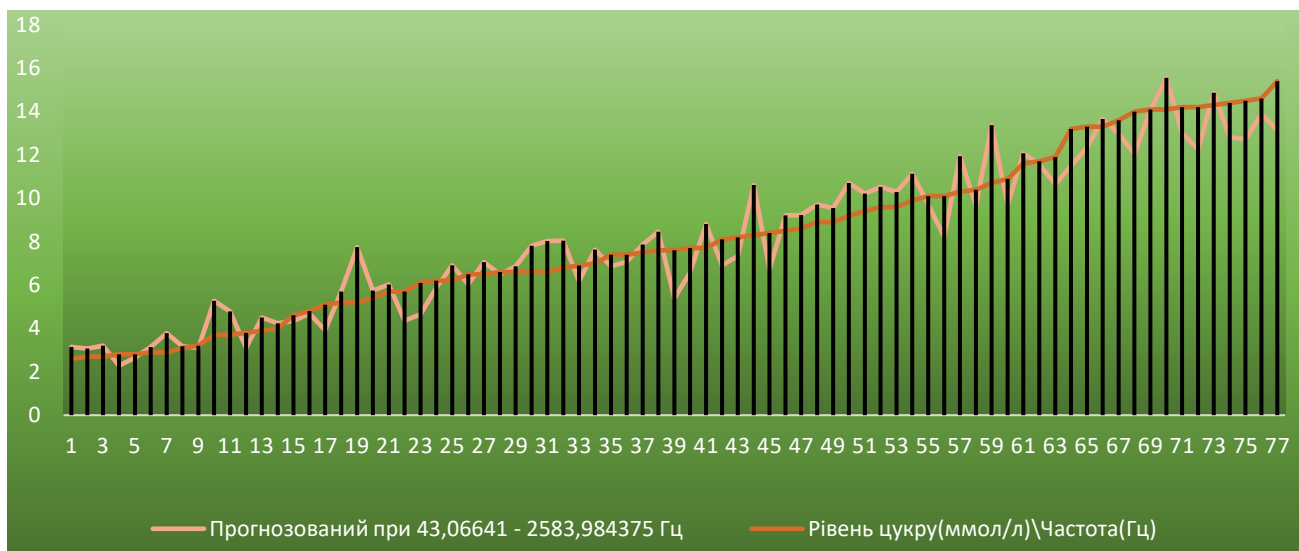


Рис.3.1 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 43-2583 Гц

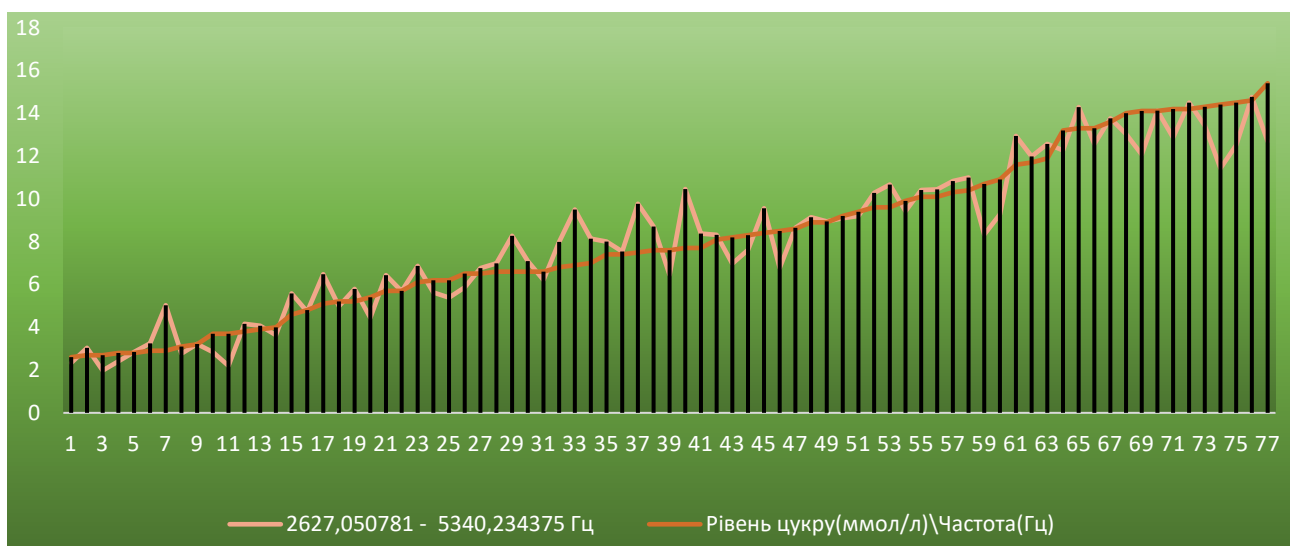


Рис.3.2 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 2627 - 5340Гц



Рис.3.3 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 5340 - 8053Гц

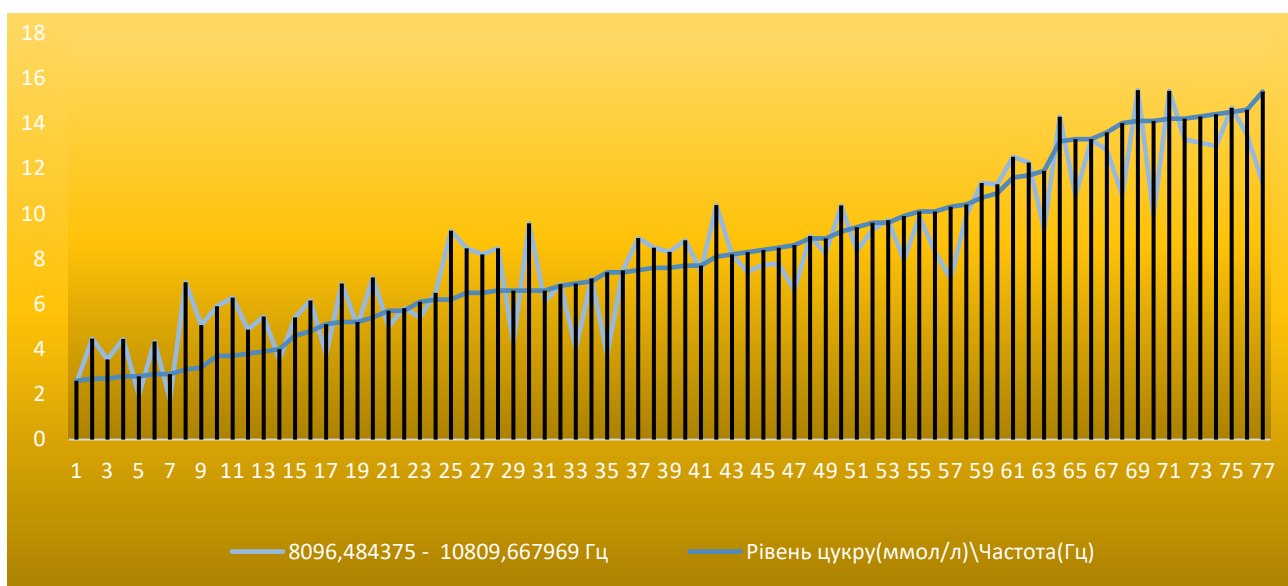


Рис.3.4 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 8096 - 10809Гц

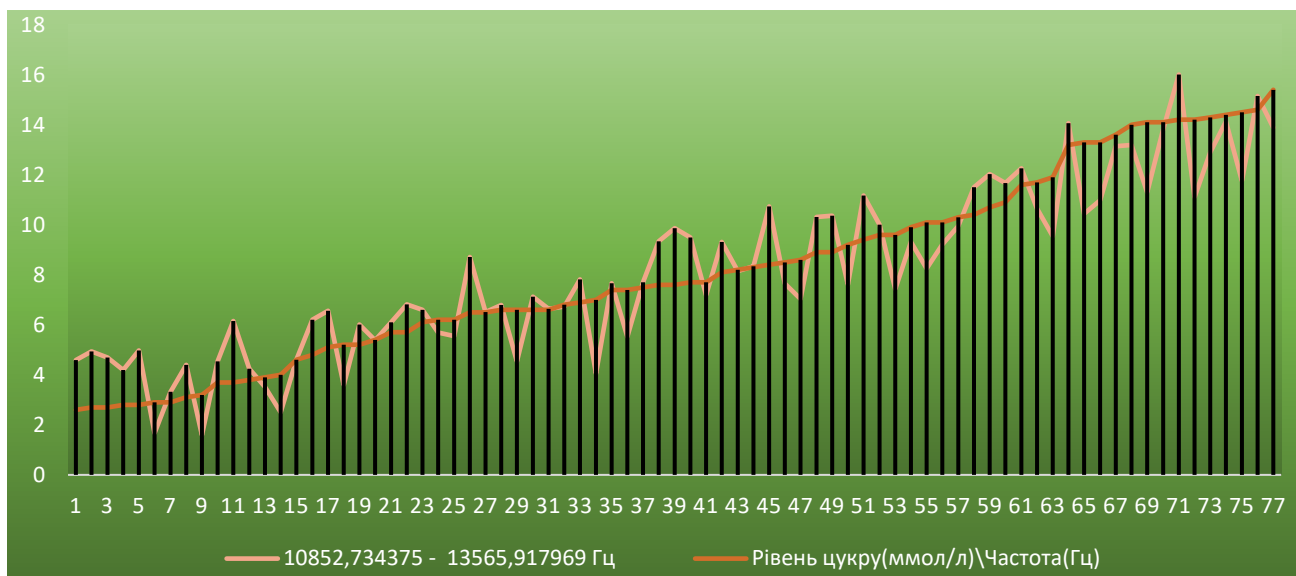


Рис.3.5 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 10852 - 13565Гц

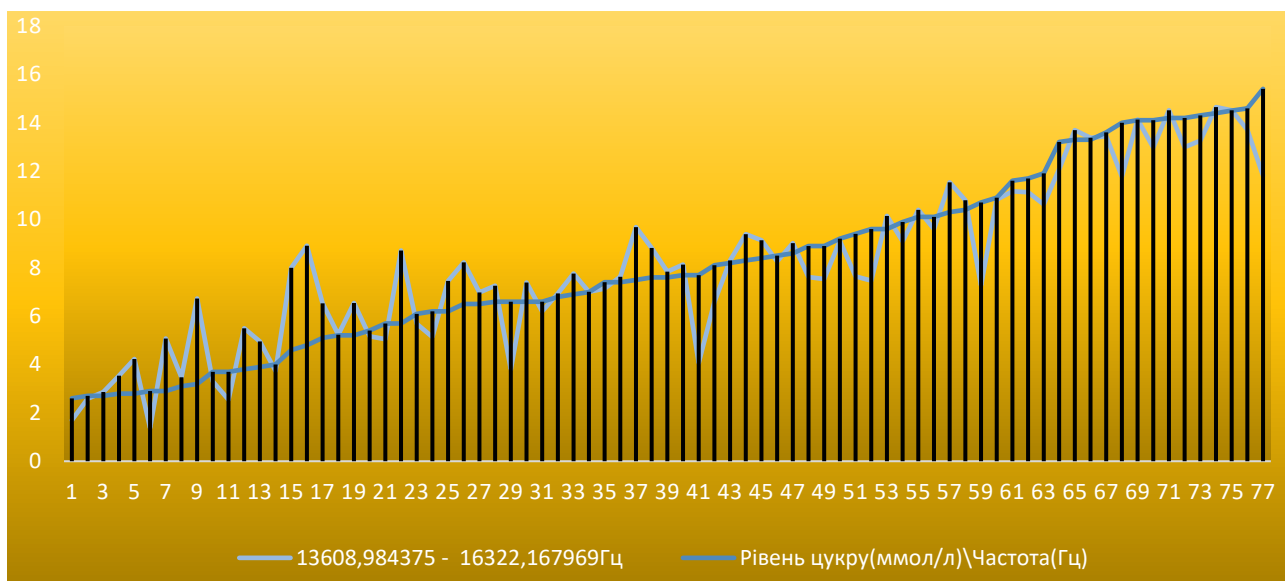


Рис.3.6 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 13608 - 16322Гц

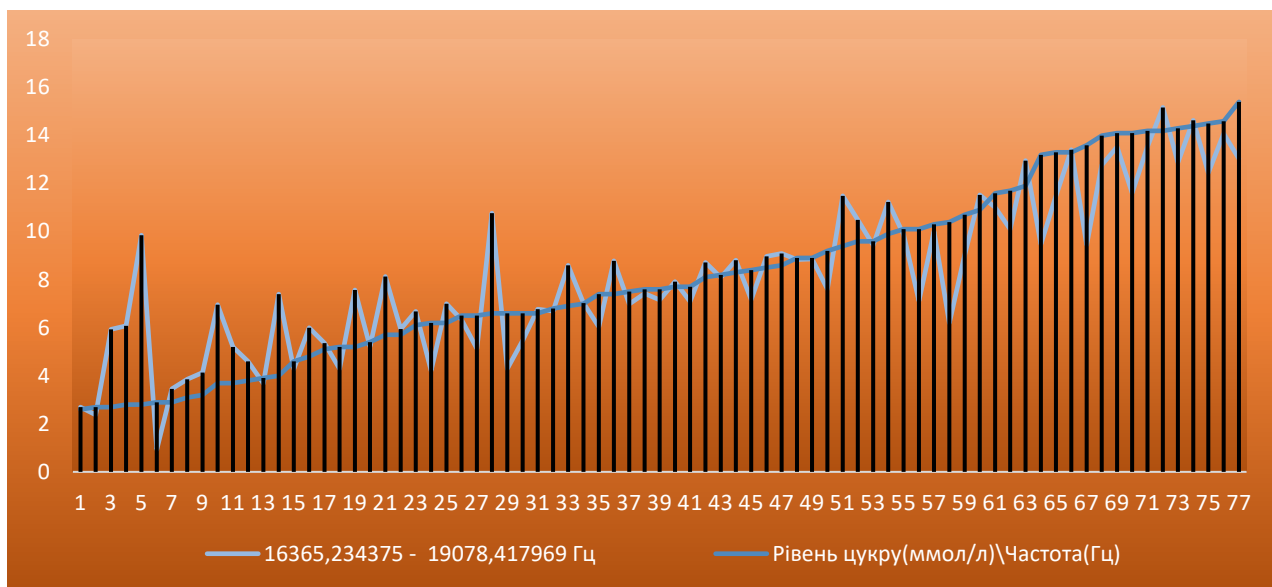


Рис.3.7 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 16365 - 19078Гц

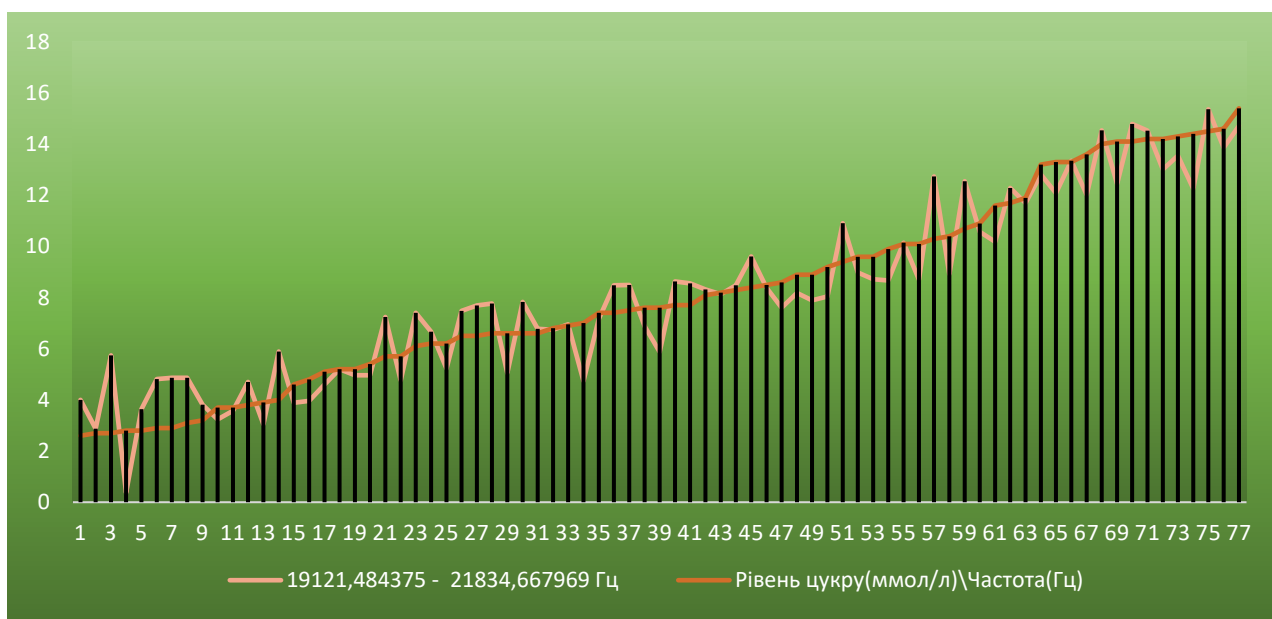


Рис.3.8 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 19121 - 21834Гц

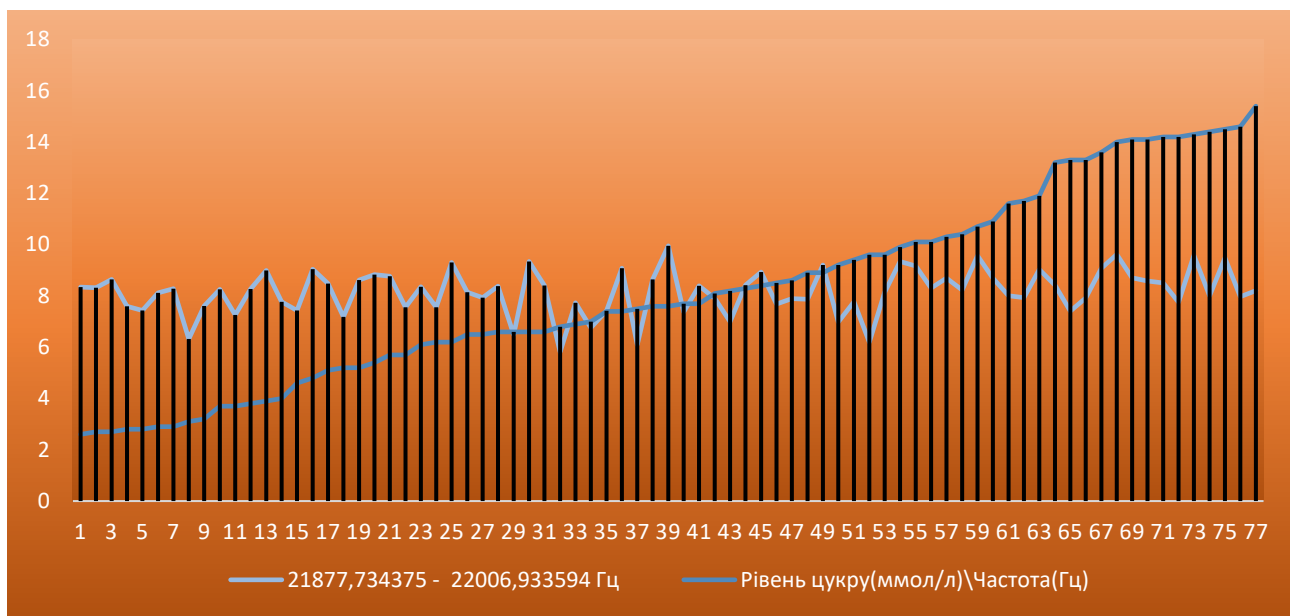


Рис.3.9 Співвідношення реального і спрогнозованого рівня глюкози в крові при 21877 - 22006Гц

Дивлячись на дані діаграми стає зрозуміло, що якась залежність між спектром голосу людини і його рівнем глюкози є, але на визначених частотах.

Для визначення рівня внеску даних на різних проміжках частот, були розраховані залишки і стандартні залишки на цих частотах. Для кращої інтерпретації отриманих даних, було розраховано середні, максимальні і мінімальні значення залишків і стандартних залишків по кожному із діапазонів частот (Таблиця.3.1 – 3.3).

Таблиця 3.1 Середнє значення

Проміжки частот	Залишок	Стандартний залишок
43 - 2583Гц	0,925	1,449
2627 - 5340Гц	0,837	1,147
5340 - 8053Гц	1,29	1,276
8096 - 10809Гц	1,321	1,27

10852 - 13565Гц	1,216	1,453
13608 - 16322Гц	1,055	1,049
16365 - 19078Гц	1,294	1
19121 - 21834Гц	0,96	1,447
21877 - 22006Гц	2,969	1,509

Таблиця 3.2 Максимальне значення

Проміжки частот	Залишок	Стандартний залишок
43 - 2583Гц	2,671	4,184
2627 - 5340Гц	2,967	4,065
5340 - 8053Гц	4	3,958
8096 - 10809Гц	4,168	4,008
10852 - 13565Гц	3,094	3,698
13608 - 16322Гц	4,111	4,088
16365 - 19078Гц	7,056	5,454
19121 - 21834Гц	3,034	4,573
21877 - 22006Гц	7,196	3,658

Таблиця 3.3 Мінімальне значення

Проміжки частот	Залишок	Стандартний залишок
43 - 2583Гц	0,031	0,048
2627 - 5340Гц	0,011	0,016
5340 - 8053Гц	0,013	0,013
8096 - 10809Гц	0,013	0,012
10852 - 13565Гц	0,001	0,001
13608 - 16322Гц	0,009	0,009
16365 - 19078Гц	0,03	0,023
19121 - 21834Гц	0,004	0,006
21877 - 22006Гц	0,016	0,008

Аналізуючи дані таблиць і графіків, стає зрозумілим, що діапазони частот 21877 – 22006Гц і 16365 – 19078Гц, мають великі викиди, високе середнє значення залишків і відповідно низьку інформативність, тому використання такого діапазону при аналізі, внесе лише великі похибки. Менші але значні похибки вночитимуть діапазони частот: 5340 - 8053Гц, 8096 - 10809Гц, 13608 - 16322Гц. Краще всього себе показали дані прогнозованої глюкози в крові на діапазоні 43 - 2583Гц, 2627 - 5340Гц, 10852 - 13565Гц і 19121 - 21834Гц.

На Рис.3.1 – 3.9 зображені діаграми зеленого, жовтого і червоного кольорів. Зелені (Рис.3.1, Рис.3.2, Рис.3.5, Рис.3.8) діаграми відображають максимальне приближення спрогнозованого значення до виміряного. Жовті (Рис.3.3, Рис.3.4, Рис.3.6) – відображають меншу залежність, а червоні (Рис.3.7, Рис.3.9) – відображають мінімальну схожість значень.

На останок з'ясуємо, який із зелених діапазонів має максимальну наближеність виміряних і спрогнозованих рівнів глюкози в крові. Для цього побудуємо точкову діаграму залишків. На Рис.3.10, 3.11 представлені дві точкові діаграми залишків.

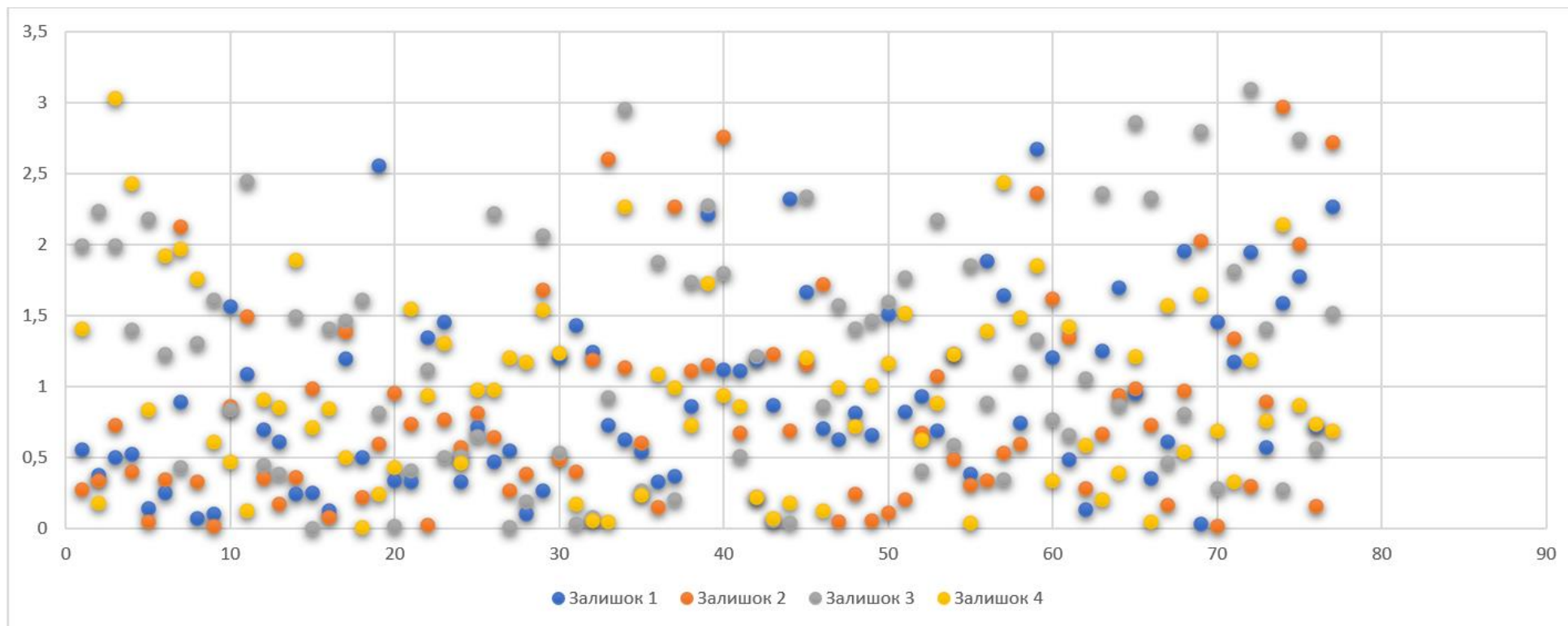


Рис.3.10 Точкова діаграма залишків по діапазонах частот зеленої зони, де Залишок 1 – діапазон 43 - 2583Гц, Залишок 2 - 2627 - 5340Гц, Залишок 3 - 10852 - 13565Гц, Залишок 4 - 19121 - 21834Гц

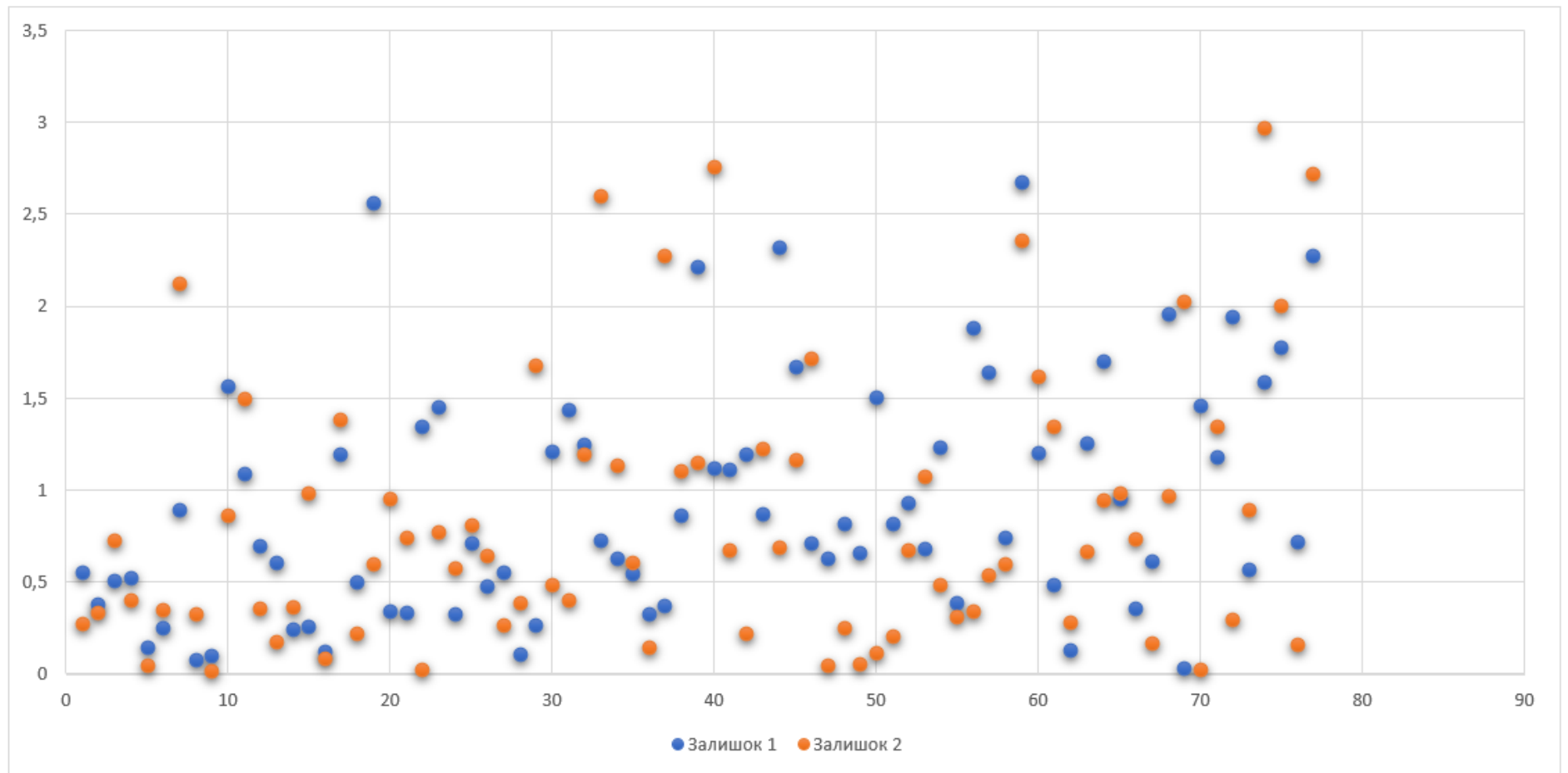


Рис.3.11 Точкова діаграма залишків по діапазону частот 43 - 2583Гц і 2627 - 5340Гц

На Рис.3.10 видно, що більше всього і найбільші викиди у залишку 3 і 4, тобто діапазон частот 10852 - 13565Гц і 19121 - 21834Гц відповідно.

На Рис.3.11 зображено точкову діаграму із залишків по діапазону частот 43 - 2583Гц і 2627 - 5340Гц. Більше всього викидів, які перевищують 1,5 одиниці у діапазона частот 2627 - 5340Гц (Залишок 2).

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було доведено можливість спрогнозувати рівень глюкози в крові людини, аналізуючи спектр її голосу. Представлена інформація дає можливість продовжувати розробку системи, на основі нейронної мережі, по контролю рівня глюкози в крові людини на засадах спектрального аналізу голосу людини.

Було визначено відрізки діапазону частот, які дають максимальну інформативність і які вносять величезні похибки при аналізі. Для подальшого машинного навчання, діапазони частот 5340 – 22006Гц використовуватися не будуть, оскільки можуть внести додаткові відхилення прогнозованих значень.

РОЗДІЛ 4

МАШИННЕ НАВЧАННЯ

4.1 Характеристики системи з алгоритмом машинного навчання

4.1.1 Вибір методу машинного навчання

Еволюція алгоритмів машинного навчання (МН) – це наука та технології, що на ній базуються мають постійний лідируючий вплив на трансформації в сучасному світі. Незаперечний їх вплив на життєві стандарти, добробут, здоров'я та безпеку життя.

У їхній основі лежать технології штучного інтелекту, що імітують природні процеси, наприклад, діяльність нейронів мозку, так звані штучні нейронні мережі [17]. До наукомістких технологій, які займають уже зараз та постійно збільшують своє лідируюче становище в навколишньому життєвому середовищі є технології, що використовують машинне навчання. Як визначається в основних джерелах машинне навчання (англ. machine learning, ML) — це підгалузь інформатики (зокрема, м'яких та гранульованих обчислень), яка еволюціонувала з дослідження розпізнавання образів та теорії обчислювального навчання в галузі штучного інтелекту. Артур Семюель в 1959 році визначив машинне навчання як «...галузь досліджень, яка дає комп'ютерам здатність навчатися без того, щоб їх явно програмували» [18]. Машинне навчання досліджує вивчення та побудову алгоритмів, які можуть навчатися з даних, і виконувати передбачувальний аналіз на них.

Машинне навчання розширює і узагальнює класичну задачу про апроксимації, тобто пошуку достатньої наближення до спостережуваних явищ і об'єктів. Суть завдання полягає в тому, що ШІ-система отримує на вхід безліч вхідних ситуацій і безліч можливих реакцій на них. Об'єктивно існує якась невідома залежність між входами і виходами і її необхідно відновити, тобто побудувати алгоритм, який для довільної вхідний ситуації, навіть не був присутнім в навчальній вибірці, дає досить точну відповідь щодо реакції.

Класична задача по апроксимації функції зазвичай ставиться для числових входів і виходів частіше, дійсно, рідше дискретних або векторних. А в реальних задачах машинного навчання ситуації можуть бути довільної природи і, незважаючи на те, що об'єкти довільної природи, в будь-якому випадку, можна закодувати дискретними кодами, спільне завдання машинного навчання часто з'являється в умовах невизначеності, неточності, неповноти й інших не чинників. Саме тому завдання машинного навчання вважається узагальненою. Машинне навчання вирішує наступні завдання: класифікація; регресія; кластеризація; ранжування; зниження розмірності і видачі рекомендацій. Давайте коротко охарактеризуємо кожен.

Завдання класифікації. У цьому завданні необхідно визначити клас об'єкта на основі деякого набору його ознак. Наприклад, треба визначити те, що намальовано на зображенні, або визначити, чи є лист спамом.

Завдання регресії - це апроксимація і передбачення значення безперервних параметрів будь-якого об'єкта. Наприклад, це передбачення того, як змінюється ціна на акції або інші активи. Завдання кластеризації. При кластеризації здійснюється угруповання схожих об'єктів на основі їх характеристик. Наприклад, це може бути поділ користувачів магазину на маркетингові групи за їхньою поведінкою.

Завдання ранжирування. Це вибудовування переліку деяких об'єктів в порядку, максимізує задану функцію корисності. Наприклад, це сортування пошукової видачі з урахуванням переваг конкретного користувача.

Завдання зниження розмірності. Це стиснення даних високої розмірності в нижчу для їх візуалізації або для використання в інших алгоритмах штучного інтелекту.

І, нарешті, завдання видачі рекомендацій. У цьому завданні здійснюється відбір обмеженого підмножини об'єктів з величезної кількості таким чином, щоб елементи підмножини задовольняли заданим критеріям. Наприклад, це надання персоналізованого вибору товарів або послуг користувачам магазину для збільшення їх лояльності.

Способів машинного навчання не так вже й багато - це 2 класичних навчання з учителем і без учителя, а також більш екзотичні - це навчання з частковим залученням вчителя, трансдуктивне навчання і навчання з підкріпленням.

Навчання з учителем. ІІІ-система навчається на вибірці пар стимул-реакція. Після чого може приймати на вхід варіанти стимулів, яких не було в навчальній вибірці. Являє собою класичне кібернетичне завдання з побудовою моделі "чорного ящика". Найбільш відомими прикладами такого методу навчання є метод опорних векторів і окремі класи штучних нейронних мереж.

Навчання з частковим залученням вчителя - це різновид навчання з учителем, в якій для тренування використовуються як розмічені, так і розділені дані. Розміченими називаються такі дані, які були попередньо оброблені датасетом так, щоб система машинного навчання отримувала додаткову інформацію про структуру даних.

Трансдуктивне навчання - інакше цей спосіб називається навчанням на прецедента і він не передбачає необхідності побудови індуктивного узагальнення на навчальні вибірки розмічених даних. Однак, він будує трансдуктивні мережі переходу від розмічених даних, тобто прецедентів, до нерозмічених.

Навчання з підкріпленням. Ще один перехідний спосіб, в якому роль вчителя виконує середовище, з якого ІІІ-система отримує підкріплення своїм діям.

І, нарешті, навчання без учителя. Найбільш загальний спосіб, в рамках якого ІІІ-система намагається знайти закономірності взагалі самостійно, без будь-якого впливу вчителя, тобто в умовах відсутності розмітки на даних. Може використовуватися тоді, коли в даних передбачається якась структура, яка може виявити ІІІ-системи і потім використовувати для навчання.

За допомогою навчання з учителем вирішуються завдання класифікації, регресії і ранжування. Навчання без вчителя використовуються для кластеризації

зниження розмірності. Навчання з підкріпленням використовується в разі інтелектуальних агентів, які активно взаємодіють із середовищем.

Microsoft пропонує допоміжну таблицю для вибору алгоритму машинного навчання (Рис.4.1).

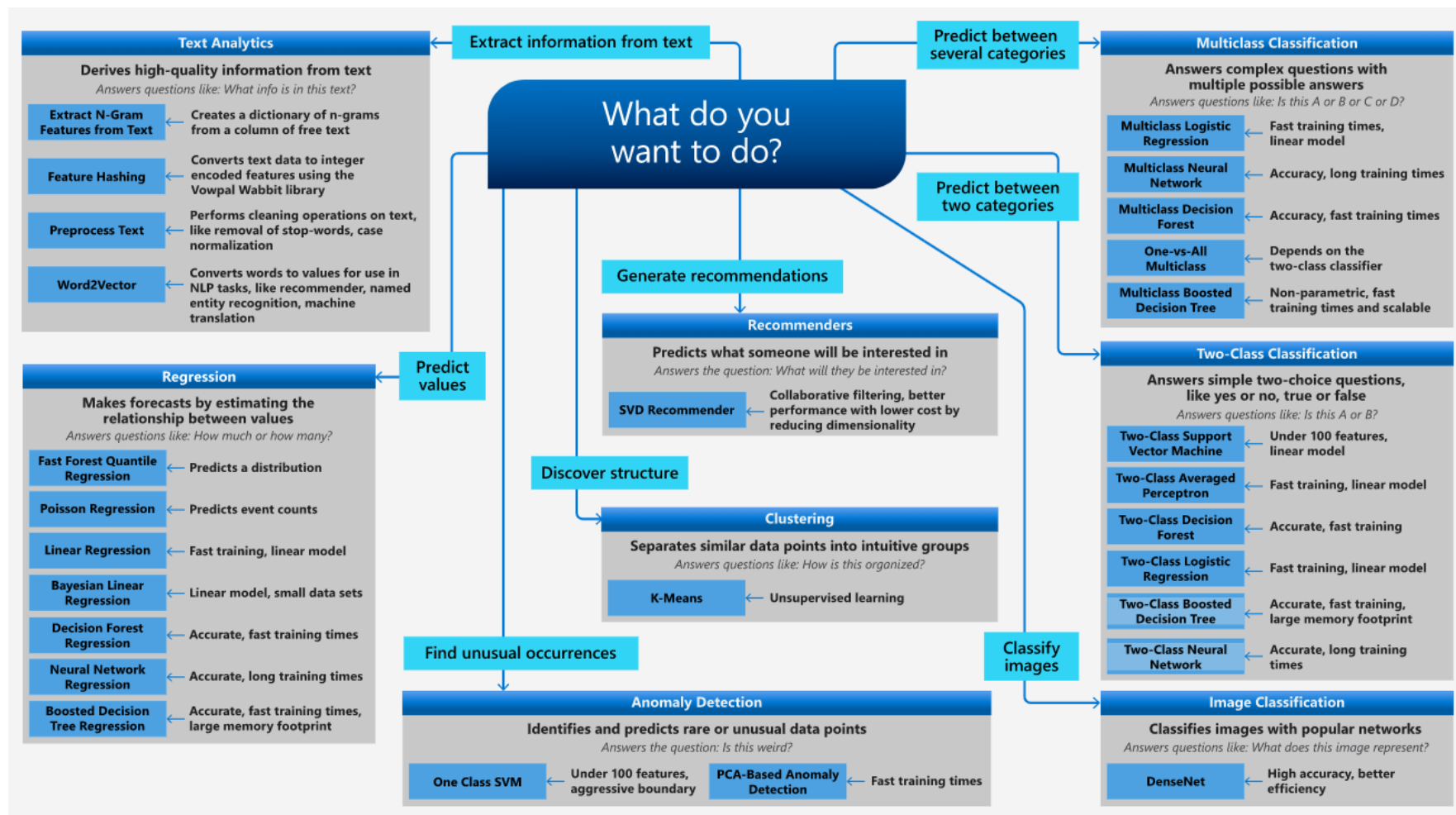


Рис.4.1 Алгоритмы машинного навчання

За допомогою методів машинного навчання, дивлячись на Рис.4.1, можна проводити такі дії:

- витягувати інформацію з тексту;
- прогнозувати значення;
- виявляти відхилення;
- виявляти структуру;
- генерувати рекомендації;
- класифікувати зображення;
- проводити передбачення між двома категоріями;
- проводити передбачення між багатьма категоріями.

Перед мною стала задача прогнозування значень рівня глюкози в крові на засада спектрального аналізу голосу. Тому для моєї задачі підходить регресійний алгоритм машинного навчання, який робить прогноз, оцінюючи взаємозв'язок між значеннями.

Для остаточного вибору, необхідно відповісти на питання: Чи важлива висока точність аналізу чи можна нею знехтувати? Скільки часу готові витратити на троведення машинного навчання:

1. Fast Forest Quantile Regression – проводить прогнозування розподілу.
2. Poisson Regression – проводить передбачення кількості подій.
3. Linear Regression – швидке машинне навчання, лінійна модель.
4. Bayesian Linear Regression – потребує малого об'єму даних, лінійна модель.
5. Decision Forest Regression – висока точність, швидке машинне навчання.
6. Neural Network Regression – висока точність, довге машинне навчання.
7. Boosted Decision Tree Regression – висока точність, швидке машинне навчання, необхідний великий розмір пам'яті.

Постав вибір між Decision Forest Regression і Neural Network Regression. Перший є алгоритмом машинного навчання, а другий – глибинного навчання, що входить в склад машинного навчання.

Нейронна мережа представляє собою обчислювальну модель, що працює на основі моделі функціонування кори головного мозку. Нейронні мережі організовані в шари, що складаються із взаємопов'язаних вузлів, що містять функцію активації, яка обчислює вихід мережі. На Рис.4.2 зображена архітектура простої нейронної мережі, де Input Nodes – це вхідний шар нейронів, Hidden Nodes – прихований шар нейронів, Output Node – вихідний нейрон.

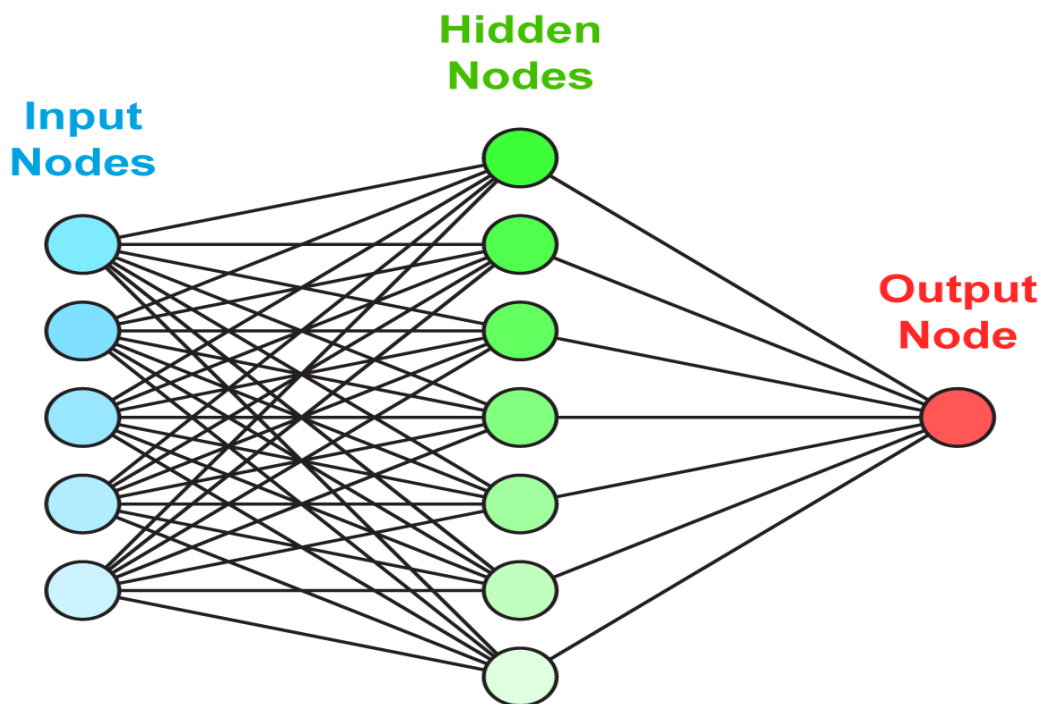


Рис.4.2 Архітектура простого Neural Network Regression

Оскільки нейронна мережа заснована на роботі мозку людини, то вона буде складатися з тисяч або мільйонів взаємопов'язаних вузлів. Кожна вхідна точка отримує вагу, множиться та додається. Зміщення додається, якщо зважена сума дорівнює нулю, а потім передається функції активації.

Decision Forest Regression – це ансамбль дерев рішень. Кожне окреме дерево у випадковому лісі обчислює прогноз класифікації, і клас із найбільшою

кількістю голосів стає прогнозом моделі. Тобто ми робимо класифікацію методом дерев рішень багато разів і обираємо результатом той варіант, який випадав найчастіше. Випадкові ліси використовуються для задач знаходження найбільш інформативних ознак, кластеризації, виділення аномальних спостережень і визначення прототипів класів. Архітектуру алгоритма випадкового лісу зображено на Рис.4.3.

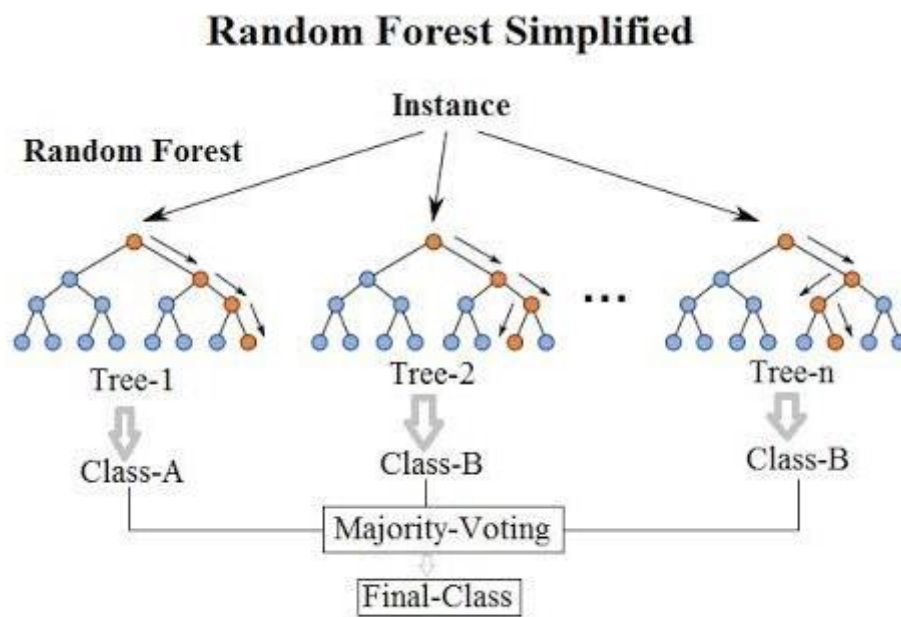


Рис.4.3 Архітертура алгоритма випадкових лісів

Якщо метою є створення моделі прогнозування без догляду за змінними, потрібно використовувати нейронну мережу, але для цього знадобляться ресурси. Якщо потрібно розуміння змінних, тоді в цій ситуації продуктивність повинна зробити невеликий удар, щоб переконатися, що ми все ще можемо зрозуміти, як кожна змінна вносить свій внесок у модель прогнозування.

Догляд за змінними у нашому випадку не потрібна, тому можна спокійно використовувати регресію нейронної мережі, як алгоритм аналізу даних. Наявних ресурсів, за розрахунками, вистачає.

4.1.2 З'ясування типу даних

Дані, швидше за все, будуть в одній з двох форм: структуровані або неструктуровані. У середині кожної з них є статичні або потокові дані.

Структуровані дані - це високоорганізована інформація, яка акуратно завантажується у реляційну базу даних [19]. Структуровані дані відносно прості для введення, зберігання, запиту та аналізу, але вони повинні бути чітко визначені з точки зору назви поля та типу [19].

Неструктуровані дані можуть мати власну внутрішню структуру, але не чітко узгоджуються з електронною таблицею або базою даних [19]. На сьогодні понад 80% отриманих даних є неструктурованими [19].

Статистичні дані - існуючі історичні дані, які навряд чи зміняться.

Потокові дані - дані, які постійно оновлюються, старі записи можуть бути змінені, нові записи постійно додаються.

В нашій задачі використовуються структуровані потокові дані.

4.1.3 Особливості даних

Три основних типи особливостей - категоріальні, безперервні (або чисельні) і похідні.

Категоріальні особливості використовуються для розподілу даних на декілька категорій без будь-якого впорядкування. Часто ці змінні мають обмежену кількість можливостей і передбачають лише один із можливих результатів; тобто значення є однією з заданих категорій. Ці можливі значення можуть бути цифрами, літерами, іменами або будь-яким символом.

Неперервні(числові) особливості — такі як довжина, вага, температура, вік — можуть бути виміряні достатньо точно, і не мають мінімальної неподільної

одиниці виміру [20]. Вага може бути виміряна з точністю до грама, а може — й до мікрограма, а вік — з точністю до днів, годин, хвилин, секунд [20].

Похідні особливості - особливості, які ми створюємо з даних. Часто згадуються як конструювання ознак. Конструювання ознак (особливостей) - це коли експерт предметної області бере свої знання і кодує їх в дані. Можна об'єднати кількість входів в систему з тимчасовими мітками, щоб створити особливість і дати їй назву «час з моменту останнього входу». Або перетворити дати з чисел в «це будній день (так)» і «це будній день (ні)».

Наші дані мають неперервну особливість, оскільки рівень глюкози в крові, при наявності точного обладнання, можна виміряти з точністю до сотень ммоль/л.

4.2 Проведення машинного(глибинного) навчання

4.2.1 Імпорт бібліотек

Для проведення глибинного навчання було вибрано більш популярну/функціональну, для цієї задачі, мову програмування – Python останньої версії 3.9.0.

Для роботи будуть необхідні такі бібліотеки:

Pandas(pd) – для роботи з табличними даними;

Numpy(np) – стандартна бібліотека для розрахунку метрик рядів чисел, налічує також основні математичні функції;

Matplotlib.pyplot(plt) – це збірка функцій командного стилю, які роблять роботу Matplotlib такою, як MATLAB. Кожна функція pyplot вносить деякі зміни в фігуру, наприклад, створює фігуру, область побудови на малюнку, накреслює деякі лінії в області побудови і т.д.

Librosa – використовує звуковий файл та аудіопрочитування для завантаження аудіофайлів.

TensorFlow(tf) - це символічна математична бібліотека на основі потоку даних і різного розмірного програмування для машинного навчання.

Keras – бібліотека з відкритим кодом, яка надає інтерфейс Python для штучних нейронних мереж. Keras виступає в якості інтерфейсу для бібліотеки TensorFlow.

Бібліотеки, що будуть потрібні прописані на Рис.4.4.

```
B [60]: import librosa
import librosa.display
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from matplotlib.pyplot import specgram
import keras
from keras.preprocessing import sequence
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Embedding
from keras.layers import LSTM
from keras.preprocessing.text import Tokenizer
from keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
from keras.utils import to_categorical
from keras.layers import Input, Flatten, Dropout, Activation
from keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, AveragePooling1D
from keras.models import Model
from keras.callbacks import ModelCheckpoint
from sklearn.metrics import confusion_matrix

B [3]: from keras import regularizers

B [4]: import os

B [65]: mylist= os.listdir('Contacts/')

B [66]: type(mylist)
Out[66]: list

B [67]: print(mylist[10])
f104,1041.wav

B [68]: print(mylist[87])
f208,9082.wav

B [69]: print(mylist[1])
f102,6021.wav

B [77]: print(mylist[87][8:9])
2
```

Рис.4.4 Бібліотеки необхідні для роботи програми

Також для якісної роботи програми потрібно імпортувати модуль os, який надає функції для роботи з ОС.

4.2.2 Побудова форми хвилі аудіофайлу

На Рис.4.5 представлено код і побудовану форму хвилі аудіофайла за допомогою цього коду, написаного на Python3.

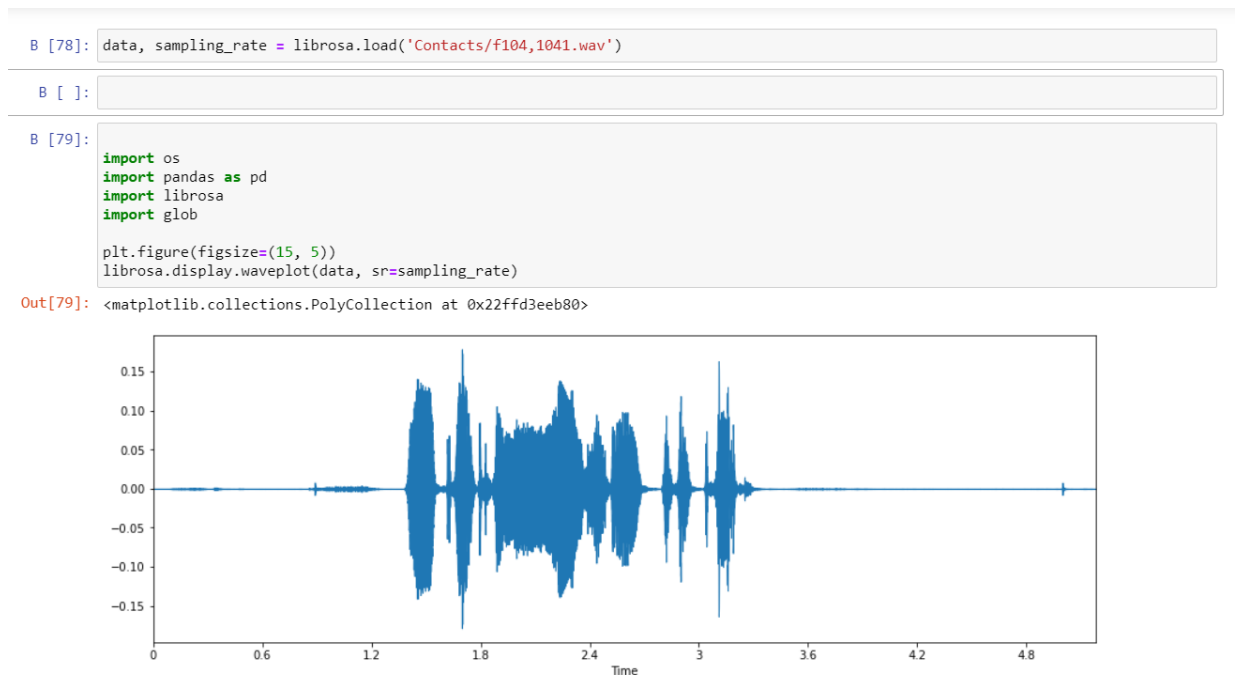


Рис.4.5 Побудова форми хвилі аудіофайлу за допомогою Anacondas

Ми протестували один із аудіофайлів, щоб дізнатися його особливості та якість відтворення, побудувавши його форму сигналу.

4.2.3 Встановлення міток

На Рис.4.6 зображено прописаний код із встановленими мітками.

```
B [82]: feeling_list=[]
        for item in mylist:
            if item[8:9]=='1':
                feeling_list.append('low')
            elif item[8:9]=='2':
                feeling_list.append('normal')
            elif item[8:9]=='3':
                feeling_list.append('high')
            elif item[8:9]=='4':
                feeling_list.append('very high')
```

```
B [83]: labels = pd.DataFrame(feeling_list)
```

```
B [85]: labels[10:20]
```

Out[85]:

	0
10	low
11	low
12	low
13	normal
14	normal
15	normal
16	normal
17	normal
18	normal
19	normal

Рис.4.6 Встановлення міток

Аудіофайли із записаним голосом при певному рівні цукру мають кодування, в залежності від номеру файла та рівня глюкози. Наприклад дано файл з кодуванням f205,6052, де f2 означає, що це другий файл із рівнем глюкози 5,6; 05 – округлений рівень глюкози; 2 – кодування, що відносить рівень глюкози до одного із чотирьох інтервалів. Низький цукор (до 5ммоль/л) позначається номером 1, нормальний (до 9ммоль/л) – номером 2, високий (до 13ммоль/л) – 3, а дуже високий – 4.

4.2.4 Отримання функцій аудіо файлів за допомогою librosa

Наступний крок передбачає впорядкування аудіофайлів. Кожен аудіофайл має унікальний ідентифікатор на 8-й позиції імені файлу, який можна використовувати для визначення проміжку рівня глюкози по аудіофайлу. У нас є 4 різних проміжків рівня глюкози в нашому наборі даних.

1. Низький.
2. Нормальний.
3. Високий.
4. Дуже високий.

На Рис.4.7 та Рис.4.8 представлений код, за допомогою якого відбувається витяг функцій із аудіофайлів.

```
B [237]: df = pd.DataFrame(columns=['feature'])
bookmark=0
for index,y in enumerate(mylist):
    if y!='desktop.ini':
        X, sample_rate = librosa.load('Contacts/'+y, res_type='kaiser_fast',sr=22050*2, duration = 1.53)
        sample_rate = np.array(sample_rate)
        mfccs = np.mean(librosa.feature.mfcc(y=X, sr=sample_rate, n_mfcc=13),axis=0)
        feature = mfccs
        #[float(i) for i in feature]
        #feature1=feature[:135]
        df.loc[bookmark] = [feature]
        bookmark=bookmark+1

B [238]: df[:5]
```

Out[238]:

	feature
0	[-51.77175, -49.137394, -47.512993, -46.102272...
1	[-45.804424, -47.524826, -49.248005, -47.59028...
2	[-49.770428, -49.18115, -50.976627, -47.92586,...
3	[-47.33295, -48.744534, -49.97825, -49.77753, ...
4	[-47.519966, -40.74061, -32.827744, -29.904839...

Рис.4.7 Отримання функцій аудіофайлів

B [239]:

df3 = pd.DataFrame(df['feature'].values.tolist())

B [240]:

newdf = pd.concat([df3,labels], axis=1)

B [241]:

rnewdf = newdf.rename(index=str, columns={"0": "label"})

B [257]:

rnewdf[:87]

Out[257]:

	6	7	8	9	...	123	124	125	126	127	128	129	130	131	0
549961	-25.457399	-21.346422	-22.692350	...	-24.312305	-24.069201	-25.505079	-30.112865	-30.585274	-31.708658	-33.077778	-35.073128	-37.265060		low
737562	-16.965715	-16.931486	-18.834211	...	-25.730717	-31.222145	-31.693996	-28.299614	-27.373138	-25.985762	-27.745188	-26.531559	-27.273447		low
465416	-36.353531	-29.971762	-27.309988	...	-25.129354	-23.229301	-24.006163	-24.993042	-26.291473	-25.626743	-22.741695	-21.022121	-13.979538		low
010658	-39.571556	-37.681053	-37.266731	...	-30.607174	-32.744011	-37.176098	-40.306969	-41.589397	-42.021065	-42.035320	-44.283260	-45.714191		low
351081	-25.976189	-26.942476	-26.953024	...	-25.044640	-25.191509	-27.317320	-27.470570	-28.309095	-27.918669	-24.506336	-23.380280	-14.304183		low
...
555632	-31.033957	-29.346523	-29.038103	...	-40.859993	-42.308414	-42.086201	-39.887283	-39.710213	-39.272789	-41.274681	-42.857571	-34.085880		normal
189411	-23.353334	-23.999838	-24.164127	...	-24.861692	-25.568272	-25.628645	-25.845745	-28.269575	-30.133131	-30.812521	-30.088240	-21.156078		normal
062565	-20.631802	-19.236692	-20.572294	...	-31.189371	-28.972042	-28.026928	-29.650890	-30.037081	-27.607170	-26.041424	-26.097380	-19.765158		normal
910484	-38.081898	-34.579258	-34.027428	...	-30.352041	-31.227800	-36.780373	-36.649265	-31.759087	-32.361614	-34.518047	-32.725441	-28.138897		normal
703171	-50.041298	-50.620003	-45.701412	...	-27.543556	-23.354103	-22.762444	-24.191866	-24.278374	-23.958448	-23.640402	-24.021145	-15.832590		normal

Рис.4.8 Отримання функцій аудіофайлів

Було отримано рівні дБ на величинах частот від 43Гц до 5 641Гц (проміжок частот визначений у розділі 3) у всіх аудіофайлів.

Для цього ми використовували бібліотеку Librosa на Python для обробки та вилучення функцій з аудіо файлів. Librosa — це пакет python для музичного та аудіоаналізу. Він забезпечує стандартні блоки, необхідні для створення музичних інформаційних систем пошуку. Використовуючи бібліотеку librosa, ми змогли витягти функції, тобто MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficient). MFCCs - це функція, яка широко використовується в автоматичному розпізнаванні мовлення та динаміків.

4.2.5 Поділ даних на тест та навчання, вибір моделі для побудови

На Рис.4.9 представлено поділ всієї вибірки на тестову і навчальну.

```
B [288]: newdf1 = np.random.rand(len(rnewdf)) < 0.8
        train = rnewdf[newdf1]
        test = rnewdf[~newdf1]

B [290]: train[60:70]
```

Out[290]:

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	123	124	12
60	-41.608334	-40.098030	-41.301678	-42.889183	-43.583279	-42.409176	-43.916451	-47.537861	-48.189621	-45.009731	...	-25.158623	-26.395754	-27.83700
36	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	-56.373985	...	-12.917856	-13.013350	-12.57881
62	-49.129604	-49.129604	-49.129604	-49.129604	-49.129604	-49.129604	-49.104538	-45.192207	-39.874458	-38.065441	...	-32.379616	-31.300486	-29.94311
73	-33.930580	-34.001808	-34.078518	-34.570042	-32.759666	-31.284832	-30.709515	-31.526146	-32.851772	-33.569935	...	-34.792500	-37.242905	-39.62123
46	-37.475903	-36.953224	-36.820892	-36.540657	-36.404945	-30.643730	-24.285198	-21.488922	-20.853447	-22.623333	...	-21.290314	-21.890186	-23.01283
20	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	-53.279804	...	-9.949736	-10.450246	-9.79267
70	-45.597061	-45.148918	-44.511166	-42.815838	-41.264702	-36.272926	-32.744041	-30.181734	-30.124146	-29.951374	...	-27.230684	-29.610466	-31.34146
45	-43.116917	-44.860252	-45.691463	-42.349319	-39.727364	-39.421963	-38.944599	-38.949100	-39.784428	-38.123856	...	-40.310322	-33.181377	-30.87164
11	-46.888386	-46.888386	-46.888386	-46.888386	-46.888386	-46.888386	-46.903038	-41.470596	-38.200047	-35.707249	...	-24.833500	-21.476000	-20.50631
93	-44.586342	-45.089294	-45.436317	-44.900612	-44.472233	-43.544930	-44.967674	-44.724369	-45.246883	-36.106049	...	-30.741760	-29.029812	-28.27804

10 rows x 133 columns

Рис.4.9 Поділ вибірки на тестову і навчальну

Ми побудували багатошарові перцептори, моделі довгострокової пам'яті та модель Convolution Neural Network. Але багатошарові перцептори та модель довгострокової пам'яті виконали задачу з дуже низькими точностями.

Після тестування з шарами, модель Convolution Neural Network дала максимальну точність перевірки проти тестових даних, була трохи більше 70%.

4.2.6 Модель CNN

CNN за допомогою використання спеціальної операції дозволяє одночасно зменшити обсяг інформації, що зберігається в пам'яті, завдяки якій вона краще справляється з знімками з високою роздільною здатністю, і виділити допоміжні риси зображення, такі як краї, контури або обличчя. На наступному рівні

обробки з цих країв і обличч можна розпізнати повторювані фрагменти текстур, які потім можуть утворюватися в фрагменти зображення.

По суті, кожен шар нейронної мережі використовує своє власне перетворення. Якщо на перших шарах мережа працює з такими поняттями, як «ребра», «обличчя» і т.д., то далі використовуються поняття «текстура» і «частини предметів». В результаті цієї розробки ми зможемо правильно класифікувати зображення або вибрати потрібний об'єкт на зображенні на завершальному кроці.

На Рис.4.10 зображено графік, що представляє точність перевірки тестових та навчальних даних.

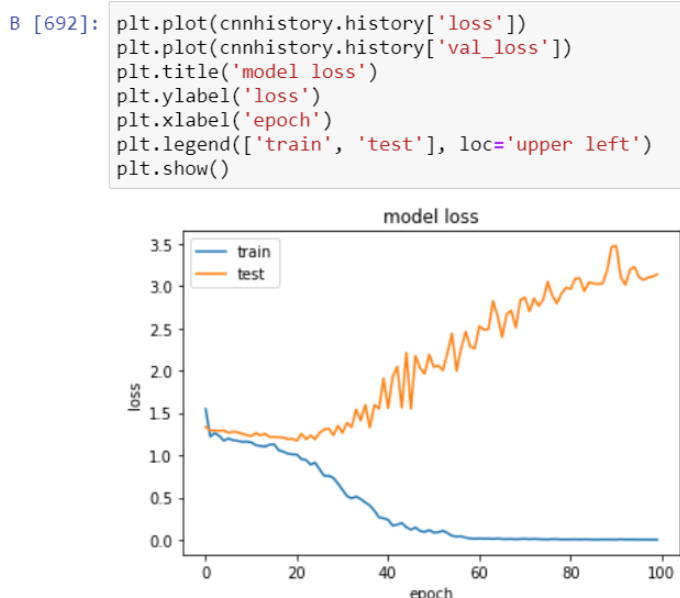


Рис.4.10 Точність перевірки тестових та навчальних даних при 700 ітераціях

Побудова та налаштування моделі є дуже трудомістким процесом. Ідея полягає в тому, щоб завжди починати з малого, не додаючи занадто багато шарів тільки заради того, щоб зробити його складним. Після тестування з шарами, модель CNN дала максимальну точність перевірки проти тестових даних.

4.2.7 Збереження моделі

Далі проводимо збереження моделі. Код збереження моделі зображено на Рис.4.11.

```
B [640]: model_name = 'model_value_glucose_blood.h5'
save_dir = os.path.join(os.getcwd(), 'saved_models')
if not os.path.isdir(save_dir):
    os.makedirs(save_dir)
model_path = os.path.join(save_dir, model_name)
model.save(model_path)
print('Saved trained model at %s ' % model_path)

Saved trained model at C:\Users\Наталочка\saved_models\model_value_glucose_blood.h5

B [611]: import json
model_json = model.to_json()
with open("model.json", "w") as json_file:
    json_file.write(model_json)
```

Рис.4.11 Збереження моделі

Файл збережено на диск C, в одну із папок під назвою “Model_value_glucose_blood”

4.3 Перевірка якості роботи моделі

4.3.1 Прогнозування рівня глюкози на даних тесту

Після побудови моделі, необхідно перевірити її функціональність. Для цього ми звіряємо фактичні та прогнозовані значення, по вже оброблених даних. На Рис.4.12 представлена таблиця прогнозованих даних від 10-го до 20-го елемента списку аудіофайлів.

```
B [654]: preddf = pd.DataFrame({'predictedvalues': predictions})
preddf[10:20]
```

Out[654]:

	predictedvalues
10	very high
11	normal
12	normal
13	low
14	high
15	normal
16	normal
17	low
18	low
19	normal

Рис.4.12 Прогнозовані значення

На Рис.4.13 представлена таблиця фактичних даних від 10-го до 20-го елемента списку аудіофайлів.

```
B [652]: actual=y_test.argmax(axis=1)
abc123 = actual.astype(int).flatten()
actualvalues = (lb.inverse_transform((abc123)))
```

```
B [655]: actualdf = pd.DataFrame({'actualvalues': actualvalues})
actualdf[10:20]
```

Out[655]:

	actualvalues
10	very high
11	normal
12	normal
13	normal
14	high
15	normal
16	low
17	high
18	high
19	normal

Рис.4.13 Фактичні значення

На Рис.4.14 представлена таблиця фактичних та прогнозованих значень проміжку глюкози.

```
B [622]: finaldf = actualdf.join(predddf)
```

```
B [623]: finaldf[10:20]
```

Out[623]:

	actualvalues	predictedvalues
10	very high	very high
11	normal	normal
12	normal	normal
13	normal	low
14	high	high
15	normal	normal
16	low	normal
17	high	low
18	high	low
19	normal	normal

Рис.4.14 Співвідношення фактичного та прогнозованого проміжку рівня ГЛЮКОЗИ

Із представлених даних видно, що прогнозування відбувається, але його точність дуже низька. Детальніше картина зображена на Рис.4.15.

```
B [624]: finaldf.groupby('actualvalues').count()
```

Out[624]:

	predictedvalues
actualvalues	
high	3
low	5
normal	10
very high	4

```
B [625]: finaldf.groupby('predictedvalues').count()
```

Out[625]:

	actualvalues
predictedvalues	
high	5
low	6
normal	10
very high	1

Рис.4.15 Розрахунок ефективності прогнозування

Тестова вибірка складала 22 аудіофайла, із них фактично мали дуже високий інтервал рівня глюкози 4 файла, високий рівень – 3 файла, низький – 5 і нормальний – 10 файлів. Прогнозовані значення показали, що нормальну глюкозу було інтерпретовано 10-ть разів, із них правильних – 5. Високу глюкозу інтерпретовано – 5-ть разів, правильно – 1. Дуже високу правильно інтерпретовано один раз. А низький цукор було прогнозовано 6-ть разів, із них правильних – 1.

Отже точність прогнозу максимальна при нормальному рівні глюкози. Всі інші проміжки значень тяжко інтерпретувати. Можлива причина похибки в тому, що значення близько лежать до інших проміжків значень рівня глюкози.

4.3.2 Перевірка моделі на новому записі

На Рис.4.16 зображено код перевірки нового запису.

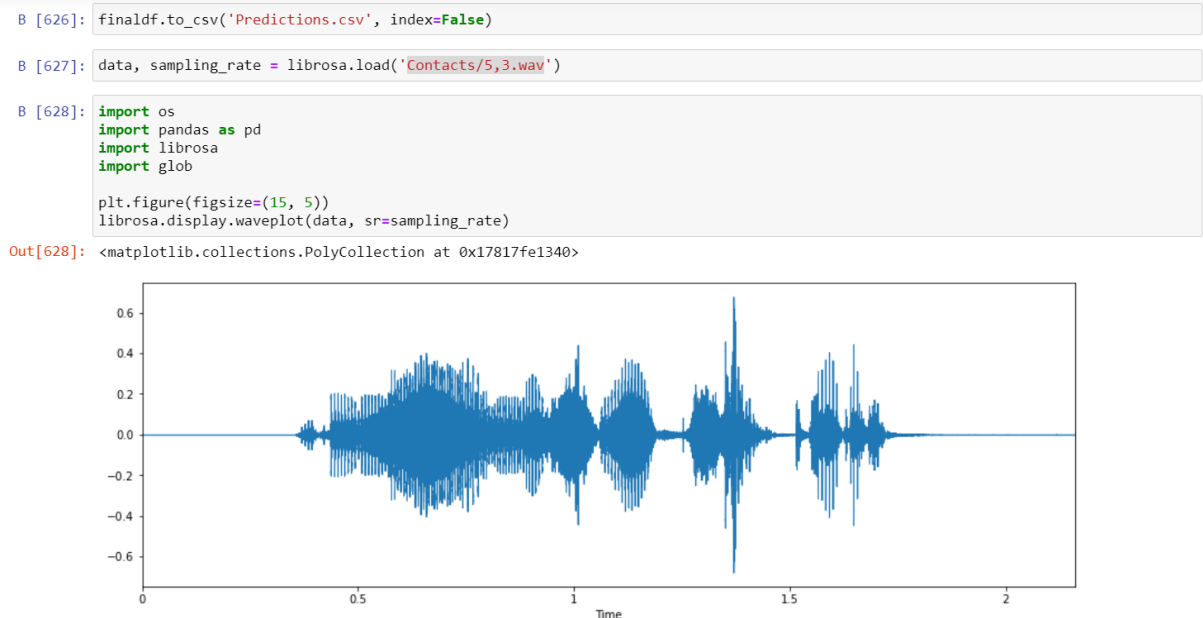


Рис.4.16 Код перевірки нового запису

Для цього було вибрано запис голосу, при рівні глюкози 5.3, тобто проміжок нормального рівня глюкози.

На Рис.4.17 представлено результати перевірки нового запису.

```
In [638]: livepredictions = (lb.inverse_transform((liveabc)))  
livepredictions  
Out[638]: array(['normal'], dtype=object)
```

Рис.4.17 Результат перевірки

Отриманий результат сходиться з вхідними даними.

Висновки до розділу 4

Отримана модель дає великі похибки, аналіз аудіозаписів не дає ніякої точності. Модель може з максимальною достовірністю аналізувати лише нормальний рівень глюкози.

Основною причиною таких результатів являється надто мала вибірка.

РОЗДІЛ 5

СТАРТАП ПРОЕКТ

Сутність проекту заключається в створенні додатку, який буде аналізувати голос людини для отримання значень рівня цукру в крові у цієї людини. Цей додаток має унікальні характеристики на ринку цукрового діабету і має в рази більше позитивних характеристик ніж його замітники (глюкометр, монітор). Для реалізації проекту необхідно створити додаток на електронні пристрої, такі як телефон, ноутбук, планшет і тд. Розповсюдження додатка здійснюватиметься в Play Маркетах. Споживачами виступають хворі на цукровий діабет та їх родичі, для яких даний продукт стане неінвазивною та дешевою заміною монітора рівня глюкози.

5.1 Організація проекту

Реалізація проекту планується на базі ПП «Торгексперт», створене 28 серпня 2008 року. ПП «Торгексперт» зареєстроване за адресою 07700, Київська обл., Яготинський район, місто Яготин, вул. Інтернаціоналістів, будинок 66. Оптова торгівля комп'ютерами, периферійним устаткуванням і програмним забезпеченням - основний вид діяльності організації. В сфері біомедичної інженерії підприємство ніколи не працювало, але воно займається створенням програмних продуктів, що і є основною задачею даного стартапу. Цей проект для ПП «Торгексперт» є стартап.

В Таблиці 5.1 представлена канва бізнес-моделі проекту.

Таблиця 5.1 Канва бізнес-моделі проекту

КЛЮЧОВІ ПАРТНЕРИ	КЛЮЧОВІ ВИДИ ДІЯЛЬНОСТІ	ЦІННІСНІ ПРОПОЗИЦІЇ	ВЗАЄМОВІДНОСИНИ ЗІ СПОЖИВАЧАМИ	СПОЖИВЧІ СЕГМЕНТИ
Від ПП «Торгексперт» отримуємо програмістів, які створять необхідний продукт і фінансове забезпечення.	Створення додатку для визначення рівня цукру у крові на засадах спектрального аналізу голосу.	Порівняно із більшістю аналогів даний продукт є неінвазивним, дешевим, портативним і простим у використанні.	Споживачу потрібен комфортний у використанні і коректний у показниках додаток. Тому для виконання цих умов потрібен постійний моніторинг пропозицій і зауважень клієнта, щодо продукту. Для зв'язку зі споживачем буде проводитися регулярна оцінка якості і зручності додатку, у вигляді п'ятизіркової оцінки та коментарів.	Хворі на цукровий діабет та їх родичі. Цей сегмент можна ще поділити на дрібні сегменти по віковій категорії (за потреби).
	КЛЮЧОВІ РЕСУРСИ		КАНАЛИ ЗБУТУ Каналами збуту можуть виступати такі додатки:	

	Робоча сила (програмісти, менеджери), комп'ютери, інтернет-сервер.		<u>Яндекс</u> <u>Store</u> ; <u>Amazon</u> <u>AppStore</u> ; <u>APKPure</u> ; <u>SlideME</u> ; <u>1MOBILE</u> ; <u>Mobile9</u> ; <u>F-Droid</u> ; Google Play Market	
СТРУКТУРА ВИТРАТ			ПОТОКИ НАДХОДЖЕННЯ ДОХОДІВ	
<p>Передбачено витрати на розробку додатку, організацію діяльності та запуск проекту, оренду та утримання приміщень, обладнання, збут, просування та рекламу, оплату праці і комунальні витрати. Більше всього витрат буде йти на оплату праці.</p>			<p>Ми генеруємо дохід від разових угод.</p>	

5.2 Ключові види діяльності проекту

Вид проекту за характером інновації – впровадження нової технології аналізу рівня цукру у крові.

Спрямованість проекту – поліпшення ефективності діагностики та лікування хворих. За допомогою даного продукту спрощується і здешевлюється аналіз рівня цукру у крові хворих на цукровий діабет; покращується перебіг хвороби, завдяки постійному сигналізуванню критичних точок рівня цукру у крові.

Висновок щодо науково-технічного рівня ідеї – немає аналогів в Україні. В Україні працюючих продуктів по діагностиці на засадах спектрального аналізу голосу не існує, але розроблена платформа по діагностиці емоційного стану, серцевих захворювань, деменцій у людей похилого віку та ін.

В таблиці 5.2 представлені основні бізнес-процеси проекту.

Таблиця 5.2 Основні бізнес-процеси проекту.

Група процесів	Бізнес-процес	Ступінь опрацювання бізнес-процесу	
		є реалізованим	буде реалізованим
Розробка продукції	розробка та конструювання продукції		+
	розробка і конструювання процесу		+
	дослідження розвитку ринку	+	

Вимоги споживачів	організація маркетингу і продажів		+
	тендерне розміщення замовлень		+
Виконання замовлень	забезпечення і матеріально-технічний збут		+
	планування і управління виробництвом		+
	виробництво продукції		+
Обслуговування споживача	післяпродажне обслуговування		+
	повернення продукції		+

5.3 Ціннісні пропозиції та споживачі

Ціннісна пропозиція – сукупність переваг, які проект може запропонувати споживачу.

Характер формування споживчої цінності проекту – здешевлення та покращення задоволення існуючих потреб. Цукровий діабет потребує постійного контролю рівня цукру в крові, що можна здійснити за допомогою глюкометра чи монітора, ціна яких є високою. Глюкометр є дешевше ніж монітор, і його може дозволити людина із середнім статком, але він потребує затрати на тест-смужки, видає дискретні значення і не сигналізує про критичні точки рівня цукру в крові. А продукт, що розробляється, видає неперервні значення, сигналізує про появу критичних значень у даних та є набагато дешевшим.

В Таблиці 5.3 – 5.6 представлений зміст, аналіз, технологічний аудит і SWOT-аналіз ідеї проекту.

Таблиця 5.3 Зміст ідеї проекту.

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Сегменти споживачів	Цінність для споживачів
Аналіз та сигналізація критичних точок рівня цукру у крові на засадах спектрального аналізу голосу	1. Діагностика цукрового діабету	Хворі на цукровий діабет та їх родичі	Висока

Таблиця 5.4 Аналіз ідеї проекту

Техніко-економічні характеристики ідеї	Продукція конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
	Мій проект	Кон-т 1 (Глюкометр)	Кон-т 2 (Монітор)	Кон-т 3 (Beyond Verbal)			
Сигналізація критичних рівнів цукру	+		+				Сильна сторона
Встановлюється на телефон	+		+	+			Сильна сторона
Велика похибка	+			+	Слабка сторона		
Неперервність аналізу	+		+	+			Сильна сторона
Не має одноразових деталей	+			+			Сильна сторона

Низька ціна	+			+			Сильна сторона
Простота використання	+		+				Сильна сторона

Таблиця 5.5 Технологічний аудит ідеї проекту

№	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Створення програмного продукту, що проводитиме спектральний аналіз голосу людини	Python	Наявна	Доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: Python				

Таблиця 5.6 SWOT-аналіз проекту.

<p>Сильні сторони (S):</p> <p>адекватні фінансові джерела; висока компетентність персоналу; доступ до унікальних ресурсів; унікальна і передова технологія; хороше розуміння споживачів; цінова перевага; не потребує великої кількості персоналу.</p>	<p>Слабкі сторони (W):</p> <p>брак коштів на рекламу; високі витрати на створення іміджу на внутрішньому і зовнішньому ринку; нестабільний фінансовий стан; потребує великої бази даних; ринкове мистецтво нижче середнього; відсутність асортименту продукції.</p>
<p>Можливості (O):</p> <p>доступність ресурсів; поява нових технологій;</p>	<p>Загрози (T):</p> <p>надходження на ринок альтернативних товарів;</p>

стабілізація зовнішніх умов бізнесу; послаблення обмежень законодавства; зростання попиту.	поява на ринку нових конкурентів; зростання податкового тягаря; посилення обмежень законодавства; зниження попиту.
--	---

5.4 Взаємовідносини зі споживачем та канали збуту

В Таблиці 5.7 представлені взаємовідносини зі споживачем та можливі канали збуту.

Таблиця 5.7 Взаємовідносини зі споживачем та канали збуту

Сегмент споживачів	Особливості поведінки	Вимоги споживачів	Канали збуту	Інші аспекти взаємовідносин
Хворі на цукровий діабет та їх родичі	Фактори, що формують поведінку: ставлення; рівень доходів; суспільний клас; товарна маркетингова політика. Купити можна буде в Play Маркеті і використовувати на телефоні, ноутбучі, планшеті і тд.	- до продукції: коректність роботи; безпека у використанні; простота експлуатації. - до компанії-постачальника (виробника): хороші відгуки.	<ul style="list-style-type: none"> • <u>Яндекс Store</u> • <u>Amazon AppStore</u> • <u>APKPure</u> • <u>SlideME</u> • <u>1MOBIL E</u> • <u>Mobile9</u> • <u>F-Droid</u> • Google Play Market 	Для створення продукту, який захочеться використовувати, його потрібно виготовити естетично привабливим. Проводитиметься регулярна оцінка якості і зручності додатку.

5.5 Обґрунтування ресурсів та витрат проекту

В таблицях 5.8 – 5.12 представлено обґрунтування ресурсів та витрат проекту.

Таблиця 5.8 Визначення ціни.

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на продукцію	Розрахунок ціна продукції
400 грн + 300 грн/місяць	2500 грн + 1500 грн/місяць	Різноманітні споживачі по рівню доходів	Безкоштовно – 2500 грн	500 грн

Таблиця 5.9 Визначення обсягу виробництва продукції.

Показник	Значення по роках				
	2020	2021	2022	2023	2024
Загальна потреба в продукції	50тис. чол.	500тис. чол.	100тис. чол.	1млн. чол.	2млн. чол.
Можливі річні обсяги випуску в натуральних показниках	1	0	0	0	0
Ціна одиниці продукції (тис. грн.)	0,1	0,15	0,3	0,4	0,5
Річні обсяги випуску в вартісних показниках (млн. грн.)	5	75	30	400	1000

Таблиця 5.10 Розрахунок загальних початкових інвестиційних витрат

№	Назва етапу	Терміни виконання	Обсяги фінансування, тис. грн.
1.	Проведення досліджень	Березень 2020	безкоштовно
2.	Розробка	Серпень 2020	300 тис. грн.
3.	Організація діяльності та запуск проекту	Жовтень 2020	255 тис. грн.
4.	Витрати на управління	Грудень 2020	180 тис. грн.
Разом			735 тис. грн

Таблиця 5.11 Розрахунок виробничих витрат

№ з/п	Стаття витрат	Сукупні витрати за період, тис. грн.				
		2020	2021	2022	2023	2024
1	Загальногосподарські витрати на оренду та утримання приміщень, обладнання	120 тис.	360 тис.	360 тис.	360 тис.	360 тис.
2	комунальні витрати	8 тис.	24 тис.	24 тис.	24 тис.	24 тис.
3	витрати на збут, просування та рекламу	17 тис.	170 тис.	170 тис.	500 тис.	500 тис.
1	Витрати на оплату праці	500 тис.	1 080 тис.	1 080 тис.	1 080 тис.	1 080 тис.
Разом:		645 тис.	1,634м лн.	1,634м лн.	1,964м лн.	1,964мл н

Таблиця 5.12 Розрахунок загальних витрат на реалізацію проекту по роках

Показник	Значення по роках					Разом
	2020	2021	2022	2023	2024	
Інвестиційні витрати	735 тис.	0	0	0	0	735 тис.
Виробничі витрати	645 тис.	1,634 млн	1,634 млн	1,964 млн	1,964 млн	7,841 млн
Обсяг загальних витрат, в тому числі за рахунок	1,380 млн	1,634 млн	1,634 млн	1,964 млн	1,964 млн	8,576 млн
— власних коштів	380 тис.	1,134 млн.	1,334 млн.	1,764 млн.	1,964 млн.	6,576 млн.
— коштів інвестора	1млн	500 тис.	300 тис.	200 тис.	0	2млн.

5.6 Грошовий потік

Формування грошового потоку від реалізації проекту. Чистий дисконтований дохід (NPV, Net Present Value) – це різниця між надходженнями та інвестиціями, отриманими за весь період реалізації проекту.

В таблиці 5.13 представлено грошовий потік стартап проекту.

Таблиця 5.13 Грошовий потік

Показник	Значення по роках					Разом
	2020	2021	2022	2023	2024	
Надходження від проекту (виручка від реалізації продукції, послуг) (D)	5млн	75млн	30млн	400млн	1млрд	1,51млрд
Загальні витрати (I), в тому числі	1,38 млн	1,634 млн	1,634 млн	1,964 млн	1,964 млн	8,576млн

Висновки до розділу 5

В ході створення стартап проекту було проаналізовано його ключові види діяльності, ціннісні пропозиції і корисність їх для вибраного сегмента споживачів, взаємовідносини між споживачами та канали збуту, необхідні ресурси і витрати, та доцільність реалізації проекту.

У висновку можна сказати, що стартап є вигідним в реалізації.

ВИСНОВКИ

В ході проробленої роботи були отримані результати, необхідні для подальшого створення системи по неінвазивному вимірюванні рівня глюкози в крові на засадах аналізу голосу людини.

1. Після створення системи по визначенню глюкози в крові, в перспективі планується створення програмного продукту. Тому, до системи, яка створюється, заздалегідь пред'являються певні вимоги, необхідні для створення функціонального програмного продукту в подальшому.

2. Було проведено проектування майбутнього програмного продукту, для розуміння структури нейромережі, що писатиметься;

3. В ході практики зібрано всі дані, необхідні для первинного аналізу і половину даних, необхідних для навчання нейромережі.

4. Проведено первинний аналіз даних, необхідний для підтвердження наявності залежності між виміряним цукром і проаналізованим на основі спектра голосу, і визначено проміжки частот на яких аналіз дає максимальне приближення графіка спрогнозованого цукру до виміряного цукру.

В результаті залежність було підтверджено, для подальшого навчання нейромережі було вибрано проміжок 43 – 5340Гц. Звичайний глюкометр, за допомогою якого вимірюють рівень глюкози в крові має 15 – 20% похибку значень глюкози. Використовуючи похибку 20%, як еталон, було визначено 12 значень із 77, що мають похибку більше 20-ти%. Ці 12-ть значень не перевищують похибки 30%. Отже можна говорити, що вимірювання цукру за голосом ще не достатньо точне, але, по достовірності значень, не сильно відстає від звичайних глюкометрів.

5. Вибрано метод машинного навчання.
6. Проведено побудову моделі. Побудова моделі була складним завданням, оскільки вона включала багато методів сліду та помилок, налаштування тощо. В результаті вийшла модель, яка може визначити чи нормальний рівень глюкози в момент запису голосу. Але вона не може визначити інші проміжки рівня глюкози. Отже причиною несправності отриманої моделі є надто мала навчальна вибірка.
7. Проведено роботу над стартап проектом та визначено його доцільність в реалізації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Моторин В.Н. Научные решения при автоматизации параметров в биомеханических процессах оперативного измерения уровня глюкозы в крови по голосу человека. / Моторин В.Н.. // Теория и практика современной науки. – 2016.

[2] Kai Zhang, Thomas Siegmund. Predictions of Fundamental Frequency Changes During Phonation Based on a Biomechanical Model of the Vocal Fold Lamina Propria / Kai Zhang, Thomas Siegmund. // Journal of Voice. – С. 277–282.

[3] Chomutare T. Features of mobile diabetes applications: review of the literature and analysis of current applications compared against evidence-based guidelines. [Электронный ресурс] / Chomutare T, Fernandez-Luque L, Arsand E, Hartvigsen G. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21979293>.

[4] Ни капли крови диабету [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <http://archealth.ru/component/content/article/49-tekushchee-izdanie/zdorove-i-medicine/sluchaj-iz-praktiki/61-ni-kapli-krovi-diabetu?Itemid=&tmpl=component>.

[5] Конденсаторный микрофон [Электронный ресурс] // Getsound. – 2020. – Режим доступа до ресурсу: <https://getsound.store/blog/whatiscondenser/>.

[6] Ю.С. Василенко. Спектральный компьютерный анализ голоса – метод ренней и дифференциальной диагностики нарушений голосовой функции [Электронный ресурс] / Ю.С. Василенко, А.П. Мещеркин, О.Г. Павлихин, С.Г. Романенко – Режим доступа до ресурсу: <https://nikio.ru/>.

- [7] Ю.В. Крак. Синтез звуків голосу людини на основі фізичних моделей голосових зв'язок та мовного тракту / Ю.В. Крак, І.О. Стеля. // Штучний інтелект. – С. 542–547.
- [8] Вакуленко М. О. Акустичні інваріанти українських приголосних / М. О. Вакуленко. // Науковий вісник кафедри Юнеско КНЛУ. – 2010. – №20. – С. 4–16.
- [9] Вакуленко М. О. Акустичні інваріанти українських голосних / М. О. Вакуленко. // Науковий вісник Чернівецького університету. – 2009. – №484. – С. 130–139.
- [10] Голуб Н. П. Анатомія, фізіологія та патологія органів слуху і мовлення / Н. П. Голуб. – Умань: Візаві, 2015. – 114 с.
- [11] Обґрунтування вибору методу формування вибірки у дослідженнях фармацевтичного ринку – Харків: Національний фармацевтичний університет МОЗ України, 2017. – 27 с.
- [12] Соловьев В.И. Спектральный анализ и речевые технологии / В.И. Соловьев, О.В. Рыбальский // Збірник наукових паць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка. – 2014. – Вип. 45. – С. 145-151.
- [13] Щербак Л.М. Сучасні методи аналізу мовного сигналу / Л.М. Щербаков, Ю. В. Литвиненко, Ю. В. Погрібна // Збірник наукових праць Національного авіаційного університету. – 2009. – Вип. 1. С. 59-62.
- [14] Лавренко М. С. Огляд методів машинного навчання для класифікації великих обсягів супутникових даних / М. С. Лавренко, О. М. Новіков. // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2018. – №1. – С. 52 – 71.
- [15] Яблонський С. В. Метод та алгоритми оцінювання емоційного стану людини на основі аналізу голосових сигналів: 123 / Яблонський Сергій Вікторович – Київ, 2018. – 87 с.

[16] Daniel Bourke. A 6 Step Field Guide for Building Machine Learning Projects [Електронний ресурс] / Daniel Bourke. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://towardsdatascience.com/a-6-step-field-guide-for-building-machine-learning-projects-6e4554f6e3a1>.

[17] Нейронні мережі та нейрокомп'ютери як основа відтворення процесу мислення. Бродкевич В.М., Ремесло В.Я. / Міжнародний науковий журнал «Інтернаука». — 2018. — № 5.

[18] Samuel Arthur (1959-03-03). «Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers». IBM Journal. 3(3): 210–229. doi:10.1147/rd.33.0210. Retrieved. — 2011. С. 10–31.

[19] Структуровані дані проти неструктурованих даних [Електронний ресурс] // fpcmw.org. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://uk.fpcmw.org/solution/structured-data-vs-unstructured-data/>.

[20] Основи статистики та аналізу даних [Електронний ресурс]. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://socialdata.org.ua/manual4/>.